

Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Laboratoire Image et Ville
Faculté de géographie et d'aménagement
Université Louis Pasteur I, Strasbourg

IDENTIFICATION DU BÂTI À PARTIR D'IMAGES SATELLITAIRES À TRÈS HAUTES RÉOLUTIONS SPATIALES

Thèse présentée par

Stéphane Lhomme

pour l'obtention du grade de

- Philosophiae Doctor (Ph.D.) en télédétection de l'Université de Sherbrooke (Canada)
- Docteur en géographie de l'Université Louis Pasteur I, Strasbourg (France)

Décembre 2005

Membres du jury :

Directeurs de recherche : **Denis Morin**, professeur, Université de Sherbrooke
Christiane Weber, dir. de recherche, Université Louis Pasteur I

Codirecteur de recherche : **Dong-Chen He**, professeur, Université de Sherbrooke

Examineurs internes : **Ferdinand Bonn**, professeur, Université de Sherbrooke
Korczak Jerzy, professeur, Université Louis Pasteur I

Examineur externe : **Jean-Paul Donnay**, professeur, Université de Liège

REMERCIEMENTS

Cette thèse a commencé à Sherbrooke. Je tiens donc à remercier en premier lieu, les professeurs Dong-Che He et Denis Morin qui, en m'accordant leur confiance, m'ont permis de me lancer dans cette aventure.

Je remercie Dong-Chen He pour son soutien financier mais surtout pour son soutien scientifique. Ses avis, conseils et pistes de réflexions ont été essentiels dans l'accomplissement de ce travail. Je le remercie aussi pour sa patience et ses encouragements.

Je remercie Denis Morin pour son aide financière mais également pour m'avoir fait profiter de ses connaissances des milieux urbains. Je le remercie aussi de m'avoir guidé, grâce à son expérience, dans le (long) cheminement de ce doctorat.

Cette thèse s'est poursuivie à Strasbourg. Cela n'aurait pas été possible sans Madame Christiane Weber, qui à son tour, m'a accordée sa confiance. Grâce à ses connaissances, Madame Weber m'a aidé à élargir le champ de cette recherche. Elle m'a aidé également, en me faisant participer à des projets de recherches, des enseignements et des actions au sein du laboratoire Image et Ville, à élargir ma vision scientifique au-delà de ce doctorat. Pour toutes ces raisons je la remercie vivement. Je n'oublie pas non plus les corrections finales, faites dans l'urgence du départ pour Sherbrooke.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance aux organismes qui ont permis de financer cette recherche à savoir le conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada et le conseil régional d'Alsace.

Je remercie également le professeur Ferdinand Bonn, de l'université de Sherbrooke ; le professeur Jean-Paul Donnay, de l'université de Liège et le professeur Jerzy Korczak, de l'université de Louis Pasteur de Strasbourg d'avoir accepté de lire et d'évaluer ce travail ceci malgré un emploi du temps certainement très chargé.

Cette thèse s'est déroulée au sein de deux laboratoires : le Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL) et le laboratoire Image et Ville. J'exprime ici ma gratitude à l'ensemble des professeurs, étudiants et professionnels des deux laboratoires pour leur accueil, leur aide et leur sympathie. À Sherbrooke je remercie en particulier Abbas, Mathieu et Yves et à Strasbourg Estelle Baehrel, Jacky Hirsch, Yasmina Ramrani et Aziz Serradj. Je n'oublie pas les « filles du 417 » qui, par leur présence charmante et sympathique, m'ont permis de trouver les journées de travail moins longues. Merci aussi à Annett, Elise et Anne Marie pour l'aide apportée dans les dernières semaines.

Durant la période de ce doctorat j'ai eu l'occasion de participer à un projet de recherche international concernant la ville d'Hanoi. Ce projet m'a beaucoup apporté, c'est pourquoi

j'exprime ma gratitude à Madame Linda Bellalite, doyenne de la faculté des lettres et science humaine (université de Sherbrooke), et à Monsieur Phan Van Cu, directeur du VT Géo (Hanoi) d'avoir permis à ce projet d'aboutir. Je remercie également Monsieur Ferdinand Bonn (professeur à l'université de Sherbrooke) pour ses conseils avisés et l'aide apportée tout au long de ce projet. J'exprime également toute ma sympathie à l'ensemble des professeurs, personnels et étudiants vietnamiens qui nous ont offert un accueil sympathique et chaleureux.

Je tiens également ici à remercier chaleureusement toutes les personnes qui m'ont hébergé durant les courtes, mais nombreuses périodes « d'entre deux », que ce soit à Sherbrooke ou à Strasbourg. Isa et Franck, bien sûr qui m'ont offert bien plus qu'un logement mais aussi (dans le désordre) Mehmet, Anne, Sonya, Issus, Sophie, Anne-Christine...J'espère n'oublier personne.

Finalement je remercie (toujours dans le désordre) toutes les personnes qui, chacune à leur manière, et à des degrés divers, m'ont apporté du soutien durant ce doctorat, mes parents, bien sûr mais aussi¹ : Mélanie, Azadeh, Servet, Karine, Etienne, Thom, JM, Thierry, Hélène, Lyne, Arnaud, Hien, Sarah, Kaira, Georgina, Chantale, Danielle, Schems, Berthe, Dong Binh...

Ici, j'en oublie certainement...

¹ Les personnes déjà citées ne le sont pas ici, il ne faut pas exagérer !

MEMBRES DU JURY

Directeurs de recherche :

Monsieur **Denis Morin**, professeur à l'Université de Sherbrooke (Québec, Canada)

Madame **Christiane Weber**, directeur de recherche à l'Université Louis Pasteur I (France)

Codirecteur de recherche :

Monsieur **Dong-Chen He**, professeur à l'Université de Sherbrooke (Québec, Canada)

Examineurs internes :

Monsieur **Ferdinand Bonn**, professeur à l'Université de Sherbrooke (Québec, Canada)

Monsieur **Korczak Jerzy**, professeur à l'Université Louis Pasteur (France)

Examineur externe :

Monsieur **Jean-Paul Donnay**, professeur à Université de Liège (Belgique)

RÉSUMÉ

Lhomme Stéphane (2005), L'identification du bâti à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke (Sherbrooke, Québec, Canada) et Université Louis Pasteur (Strasbourg, France).

L'urbanisation est un phénomène croissant qui touche l'ensemble du globe et qui a comme conséquence l'étalement des surfaces urbanisées. L'ampleur et la rapidité de cet étalement posent partout des problèmes socio-économiques et environnementaux. Pour réduire au maximum ces problèmes, les aménageurs ont besoin de données spatiales à intégrer aux outils de gestion et de planification.

Dans ce contexte général, l'apparition des images satellitaires à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) suscitent de fortes attentes. Ces images conjuguent en effet des résolutions spatiales fines, à des coûts raisonnables d'acquisition et à des courtes périodes de revisites. Les méthodes d'interprétation actuelles apparaissent cependant inadaptées à ces nouvelles images.

À partir de cette problématique, l'objectif de notre recherche est identifié comme l'élaboration d'une méthode d'extraction semi-automatique des bâtiments à partir d'images THRS. Pour atteindre cet objectif, nous avons déterminé plusieurs étapes. Chacune d'elles est associée à un chapitre de cette thèse.

Le premier chapitre expose le contexte général de notre recherche et conduit à l'identification de notre objectif. Nous présentons tout d'abord un bref historique de l'urbanisation avant de nous concentrer sur le phénomène d'étalement et sur les problèmes qu'il engendre. Nous nous intéressons ensuite à ce que la géographie peut apporter pour diminuer ces problèmes. Les positionnements conceptuels, théoriques et méthodologiques de l'analyse géographique des villes sont suivis d'une présentation des principaux outils de gestion et de planification urbaine. Il ressort un besoin croissant en données spatiales à intégrer à ces outils, besoin à partir duquel nous identifions notre objectif.

Dans le second chapitre, nous vérifions la faisabilité de notre objectif à travers l'analyse des caractéristiques techniques des images puis des perturbations subies par le signal. La capacité des images à représenter fidèlement les objets urbains est ensuite abordée à travers les notions de qualité et d'interprétabilité des images. Les résultats confirment l'intérêt de l'utilisation des images satellitaires THRS pour l'analyse des objets urbains.

Le troisième chapitre présente les phases préliminaires à l'élaboration de notre méthode d'extraction des bâtiments. Nous évaluons tout d'abord la qualité (géométrique et radiométrique) de l'image Ikonos support d'étude. Une revue des méthodes existantes fait ensuite ressortir une

limite commune : la délimitation précise des bâtiments. Ce constat nous conduit à évaluer la qualité des méthodes de segmentation puis à réorienter nos choix méthodologiques.

Le quatrième chapitre présente ce qui constitue le cœur de notre travail, à savoir le développement d'une méthode d'extraction du bâti. Après une formalisation rigoureuse des objectifs, nous présentons les principes théoriques de notre approche qui s'appuie sur une définition texturale des bâtiments. Le processus d'identification est basé sur la prise en compte conjointe, à l'aide d'un paramètre unique, de la variance du bâtiment et de celle de son entourage proche. Des informations additionnelles (présence d'ombre et de végétation) sont ensuite intégrées dans le but de diminuer les erreurs de commission.

Le cinquième chapitre présente les résultats. Il montre la capacité de la méthode à identifier les bâtiments malgré certaines limites d'applicabilité, en particulier dans le cas des grands bâtiments et/ou dans les milieux hétérogènes. Des pistes d'améliorations sont proposées ainsi que des perspectives d'applications.

Il ressort de ce travail que le principal apport tient dans l'originalité de l'approche théorique qui ouvre de nouvelles pistes de réflexion pour les travaux futurs.

ABSTRACT

Lhomme Stéphane (2005), Building identification from very high spatial resolution satellite images. Phd, Sherbrooke University (Sherbrooke, Québec, Canada) and Louis Pasteur University (Strasbourg, France).

Urbanisation still remains one of the main problems worldwide. The extent and rapidity of the urban growth induce a number of socio-economic and environmental conflicts everywhere. In order to reduce these problems, urban planners need to integrate spatial information in planning tools.

Actually high expectations are made on Very High Spatial Resolution imagery (VHSR). These high-spatial resolution images are available at a reasonable price and due to short revisit periods, they offer a high degree of actuality. However, interpretation methods seem not to be adapted to this new type of images.

The aim of our study is to develop a new method for semi-automatic building extraction with VHSR. The different steps performed to achieve our objective are each presented in a chapter.

In the first chapter, the general context of our research is described with the definition of our objective. After a short historical review of urbanisation, we focus on urban growth and associated problems. In the following we discuss the possible contributions of geography to reduce these problems. After discussing concepts, theories and methodologies of geographical analysis in urban areas, we present existing general urban planning tools. Finally, we show the special interest of our study that is due to a growing need to integrate spatial information in these decision support tools.

In the second chapter we verify the possibility of reaching our objective by analysing the technical characteristics of the images, the noise and the distortions which affect the images. Quality and interpretability of the studied image is analysed in order to show the capacity of these image to represent urban objects as close to reality as possible. The results confirm the potential of VHSR Imagery for urban objects analysis.

The third chapter deal with the preliminary steps necessary for the elaboration of our method of building extraction. First, we evaluate the quality of the Sherbrooke Ikonos image (geometric and radiometric quality), the basic image of our analysis. A review of existing methods clearly show a common limit: the detection of building boundaries. Consequently, we evaluate the efficiency of several segmentation methods that finally induces a change in our methodological approach.

The fourth chapter contains the central part of our work, which consists in the development of a building extraction method. After strict formalisation of our objectives, we present the theoretical principles of our approach based on textural buildings definition. In the identification process we use only one parameter that accounts at the same time for the variance of the building and the variance of its immediate surroundings. In the following, additional information (shadow and vegetation) is integrated to reduce commission errors.

The last chapter exposes the results. They clearly show the capacity of our method for building identification. However, they show some limitations of application, especially on large size buildings and/or in heterogeneous areas. We also propose possible applications such as analysis of suburban buildings or detection of natural disaster damages.

The main outcome of this work is the originality of our theoretical approach that encourages new reflections for future research.

TABLES DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	I
MEMBRES DU JURY	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VI
TABLES DES MATIÈRES	VIII
TABLES DES FIGURES	XIII
TABLE DES TABLEAUX.....	XVIII
TABLE DES ÉQUATIONS	XIX
 INTRODUCTION GÉNÉRALE	 2
CHAPITRE 1: LES BESOINS EN INFORMATIONS SPATIALES POUR L'ANALYSE GÉOGRAPHIQUE DES VILLES.....	7
Introduction	8
1.1. Apparition et développement du phénomène urbain.....	8
1.1.1. Éléments de définition.....	8
1.1.2. Le développement des villes jusqu'aux années 1970.....	10
1.2. La métropolisation :	12
1.2.1. Un fait marquant : l'augmentation de la population urbaine	12
1.2.2. Des processus de spatialisation complexes	14
1.2.3. Les formes résultantes	19
1.2.4. Les conséquences de l'étalement urbain	24
1.2.5. Synthèse	27
1.3 Les outils géographiques d'analyse urbaine : positionnement conceptuel, théorique et méthodologique.....	27
1.3.1. Les modèles d'organisation spatiale des villes	30
1.3.2. Intégrer les dynamiques spatiales.....	33
1.3.2.1. Les systèmes multi-agents	35
1.3.2.2. Les automates cellulaires.....	35
1.3.2.3. Les Systèmes d'information géographique	35
1.3.2.4. Les besoins en informations géographiques.....	36
1.3.3. Synthèse	37
1.4 La formalisation de l'information géographique.....	38
1.4.1. L'échelle d'analyse	38

1.4.2	Définition des éléments d'intérêt	40
1.4.3	Définition des critères de caractérisation	42
1.4.4	Les nomenclatures	44
1.4.5	Synthèse	45
1.5	Les données géographiques	46

CHAPITRE 2 : LA TÉLÉDÉTECTION COMME OUTIL D'ANALYSE DES MILIEUX URBAINS.....52

Introduction	53
2.1 Les caractéristiques techniques des images	56
2.1.1 La résolution spatiale	57
2.1.2 La fauchée	59
2.1.3 La résolution spectrale	60
2.1.4 La résolution radiométrique	60
2.1.5 Le niveau de bruit.....	61
2.1.6 La résolution temporelle.....	61
2.1.7 Synthèse	61
2.2 Les perturbations subies.....	62
2.2.1 Les perturbations géométriques	62
2.2.2 Les perturbations radiométriques	65
2.2.2.1 L'éclairement solaire : aspects théoriques.....	65
2.2.2.2 L'éclairement solaire : essai de quantification	72
2.2.2.3 La réflexion de l'éclairement solaire : aspects théoriques.....	76
2.2.2.4 La réflexion de l'éclairement solaire : essai de quantification	77
2.2.2.5 Le rayonnement réfléchi.....	80
2.2.2.6 Synthèse.....	81
2.3 L'interprétabilité des images	82
2.3.1 L'interprétabilité des images : aspects spatiaux	83
2.3.2 L'interprétabilité des images : aspects spectraux	88
2.3.2.1 Les caractéristiques spectrales des objets urbains	88
2.3.2.2 Les possibilités de discrimination spectrale	91
2.3.3 La question des mixels	94
2.3.4 L'interprétabilité des images : aspects temporels	95
2.3.5 Validation du choix des images THRS	96
2.4 L'interprétation des images THRS	97
2.4.1 Contexte d'apparition des images THRS	97
2.4.2 L'offre en images THRS	98
2.4.3 L'interprétation des images THRS : avantages et inconvénients.....	101

2.5 Conclusion.....	105
----------------------------	------------

CHAPITRE 3 : ÉLABORATION D'UNE MÉTHODE D'EXTRACTION DU BÂTI, PHASES PRÉLIMINAIRES 106

Introduction	107
3.1 Évaluation de la qualité de l'image Ikonos support d'étude.....	108
3.1.1 Présentation de l'image support d'étude	108
3.1.2 Évaluation de la qualité de l'image	109
3.1.2.1 Caractéristiques intrinsèques de l'image	110
3.1.2.2 Estimation de la qualité géométrique	114
3.1.2.3 Les erreurs ou confusions thématiques.....	118
3.1.2.3.1 L'ombre	118
3.1.2.3.2 Confusions des signatures spectrales	119
3.1.3 Synthèse	122
3.2 Revue des méthodes de détection du bâti.....	124
3.2.1 Introduction	124
3.2.2 Revue des méthodes d'intérêt	127
3.2.2.1 Les méthodes antérieures à l'apparition des images THRS	127
3.2.2.2 Les méthodes postérieures à l'apparition des images THRS	128
3.2.2.2.1 Amélioration des classifications « par-pixel »	128
3.2.2.2.2 Les méthodes « zonales »	130
3.2.2.2.3 L'extraction des lignes	131
3.2.2.2.4 Les approches parallèles.....	131
3.2.3 Une limite commune : la délimitation précise des contours de bâtiments	132
3.2.4 Synthèse	133
3.3 Évaluation de la qualité de méthodes de segmentation	134
3.3.1 Considérations générales.....	134
3.3.2 Méthodes de segmentation utilisées.....	136
3.3.3 Données utilisées et zone d'étude	137
3.3.4 Impact du « paramètre de regroupement » sur le degré de correspondance entre segment et bâtiment	138
3.3.4.1 Méthodologie.....	138
3.3.4.2 Interprétation quantitative	139
3.3.4.3 Interprétation visuelle.....	140
3.3.5 Analyse comparative de la répartition spatiale des pixels bien segmentés	141
3.3.5.1 Méthodologie.....	141
3.3.5.2 Résultats et interprétations	142
3.3.6 Recherche des caractéristiques explicatives.....	144

3.3.6.1	Méthologie.....	144
3.3.6.1.1	Sélection des caractéristiques.....	144
3.3.6.1.2	Choix de la méthode.....	145
3.3.6.1.3	Classification des bâtiments.....	145
3.3.6.1.4	Résultats et interprétations.....	146
3.3.7	Synthèse.....	148
3.4	Conclusion.....	148

CHAPITRE 4 : ÉLABORATION ET DÉVELOPPEMENT D'UNE MÉTHODE D'EXTRACTION DU BÂTI À PARTIR D'IMAGES THRS 150

Introduction	151
4.1 Formalisation des objectifs.....	151
4.1.1 Formalisation des objectifs opérationnels.....	152
4.1.2 Formalisation des objectifs méthodologiques.....	153
4.1.3 Synthèse	154
4.2 Principes théoriques.....	154
4.3 Méthodologie	157
4.3.1 Définitions des « éléments méthodologiques de base ».....	157
4.3.1.1 Choix des variables de quantification.....	157
4.3.1.2 Construction d'un paramètre de mesure.....	159
4.3.1.3 Formalisation des zones de mesures.....	161
4.3.2 Validation de l'hypothèse.....	161
4.3.2.1 Obtention des valeurs du paramètre de discrimination par rapport de variance.....	163
4.3.2.2 Évaluation du pouvoir discriminant	164
4.3.2.3 Résultats et discussions	166
4.3.3 Élaboration de la méthode d'extraction : aspects pratiques	166
4.3.3.1 Analyse des écarts entre les bâtiments formalisés et les bâtiments réels.....	166
4.3.3.2 Obtention des valeurs de DRV	168
4.3.3.3 Généralisation des tailles et des orientations.....	169
4.3.3.4 Identification des bâtiments.....	172
4.3.3.5 Reconstruction des bâtiments.....	174
4.3.4 Les propriétés du paramètre de discrimination par rapport de variance.....	174
4.3.5 Évaluation des résultats.....	177
4.4 Amélioration de la méthode d'extraction des bâtiments.....	179
4.4.1 Principes théoriques	179
4.4.2 Méthodologie	180
4.4.2.1 Obtention des informations additionnelles.....	181

4.4.2.1.1	Obtention des informations sur la présence de végétation	181
4.4.2.1.2	Obtention des informations sur la présence d'ombre	182
4.4.2.2	Intégration des informations additionnelles	184
4.4.2.2.1	Intégration des informations sur la végétation	185
4.4.2.2.2	Intégration des informations sur l'ombre	185
4.4.2.3	Combinaison des règles par logique floue : aspects théoriques	186
4.4.2.3.1	La transformation des variables d'entrée en variables floues	187
4.4.2.3.2	La combinaison des variables.....	188
4.4.2.3.3	La défuzzification.....	190
4.4.2.4	Combinaison des règles par logique floue : aspects méthodologiques ..	191
4.4.2.4.1	Définition des fonctions d'appartenance.....	191
4.4.2.4.2	La combinaison des variables.....	194
4.5	Synthèse.....	196
 CHAPITRE 5 : RÉSULTATS ET PERSPECTIVES		198
5.1	Présentation des résultats.....	199
5.1.1	Taille et localisation des extraits	199
5.1.1.2	Mode d'application.....	199
5.1.1.3	Méthode d'évaluation.....	200
5.1.2	Résultats	204
5.1.2.1	Application à l'image de Sherbrooke	204
5.1.2.2	Application à d'autres images	215
5.1.2.2.1	Application à une image Quickbird de Strasbourg	215
5.2.2.2.1	Application à une image Quickbird de Hanoi	217
5.3	Synthèse.....	219
5.4	Améliorations et perspectives	221
5.4.1	Identification des bâtiments de grandes tailles.....	221
5.4.2	Diminution des erreurs de commission.....	223
5.4.3	Autres pistes d'amélioration.....	225
5.5	Perspectives d'applications	228
5.6	Conclusion.....	230
 CONCLUSION GÉNÉRALE.....		232
RÉFÉRENCE.....		236
ANNEXES		255

TABLES DES FIGURES

Figure 1.1 - La population urbaine de 1950 à 2025 (Paulet, 2001).....	13
Figure 1.2 - Les différentes formes de l'étalement urbain (http://chesapeake.towson.edu)	21
Figure 1.3 - Relation entre le nombre d'habitants et la taille de la ville (Paulet, 2000).....	23
Figure 1.4 - Le développement durable : un lien entre le social, l'économie	27
Figure 1.5 - Répartition du sol entre trois types d'activités, d'après Alonso 1964	30
Figure 1.6 - Trois modèles de structure urbaine (Beaujeu-Garnier, 1995)	32
Figure 1.7 - Structure écologique urbaine (Bailly et Beguin, 1996)	33
Figure 1.8 - Différentes échelles de représentation de la ville de Strasbourg (sources : Carte IGN 1/250 000 ; 1/100 000 ; 1/25 000 ; 1/10 000, atlas géographique de Strasbourg).....	39
Figure 1.9 - Définition d'un objet urbain (modifié de Ballut, 1984).....	42
Figure 1.10 - Différents types de critères morphologiques (modifié de Tsai, 2005)	43
Figure 1.11 - Exemples de tissus urbains (Puissant, 2003)	44
Figure 1.12 - Extrait de la nomenclature « <i>CLUSTERS</i> » (Puissant, 2003)	45
Figure 1.13 - Exemples de formalisation de l'information géographique, zone de la cathédrale, centre-ville de Strasbourg.....	45
Figure 1.14 - Exemple de données image et de données vectorielles	47
Figure 2.1 Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images.....	55
Figure 2.2 Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images.....	55
Figure 2.3 - Pas d'échantillonnage et champ de vue effectif de deux pixels (Baudot, 1997).....	57
Figure 2.4 - Comparaison des tailles de scènes de différents capteurs	59
Figure 2.5 - Réponse spectrale relative des bandes Ikonos couleurs (Spaceimaging, 2005)	60
Figure 2.6 - Projection géométrique des « géo-images » Ikonos (inspirée de Jacobsen, 2002)....	63
Figure 2.7 - Déformations géométriques des bâtiments dues à leurs hauteurs	64
Figure 2.8 - Exemple de déformations de bâtiments (Quickbird, Strasbourg).....	64
Figure 2.9 - Réponse du capteur en fonction du pourcentage de réflectance.....	66
Figure 2.10 - Exemple d'ombre portée sur une image Quickbird, Cathédrale de Strasbourg	68
Figure 2.11 - Les différentes composantes de l'éclairement en milieux urbains.	70
Figure 2.12 - Illustration du modèle « dunes » (Miesch et Briottet, 2000)	72
Figure 2.13 - Profil des différentes composantes de l'éclairement solaire (modèle dune)	73

Figure 2.14 - Illustration du modèle « vallée étroite » (Miesch et Briottet, 2000).....	75
Figure 2.15 - Répartition des points de mesures (Meister and Wiemker, 1996).....	77
Figure 2.16 - Variation de la réflectance en fonction de l'angle azimutal relatif.....	78
Figure 2.17 Signatures spectrales de différentes toitures selon différentes orientations et heures de prise de vues (Hérolde <i>et al.</i> , 2004)	79
Figure 2.18 Variation de la BRDF pour différents angles zénithaux de visée et différents angles relatifs azimutaux pour deux types de matériaux (extrait).....	80
Figure 2.19 - Modélisation de la fréquence spatiale des milieux urbains, USA et Chine.....	82
Figure 2.20 Résolution spatiale requise en fonction du type de ville (Welch, 1982)	84
Figure 2.21 - Différents types de bâtiments présents à Hanoi (Vietnam)	85
Figure 2.22 - Différents types de bâtiments présents à Sherbrooke (Québec, Canada)	85
Figure 2.23 - Variance locale en fonction de la résolution spatiale (Woodstock , 1987)	86
Figure 2.24 - Variance et résolution optimale pour deux types de bâtiments (Puissant, 2003)	87
Figure 2.25 - Réflectance des matériaux rencontrés en milieux urbains (Jensen, 2000)	89
Figure 2.26 - Extrait de la « classification » des types d'occupation du sol utilisé pour la création de la librairie spectrale (Jensen, 2000)	90
Figure 2.27 - Réflectance de différents matériaux composant les toitures (Hérolde, 2004).....	90
Figure 2.28 - Canal de discrimination optimal (modifié de Herold <i>et al.</i> , 2004).....	91
Figure 2.29 - Diminution de la qualité d'une image par perte du contraste, (avion en vol),	93
Figure 2.30 - Diminution la qualité d'une image par perte du contraste, (bâtiment industriel)....	93
Figure 2.31 - Extrait d'une image Quickbird (court de tennis)	94
Figure 2.32 – Effet de la résolution spatiale sur la proportion de mixels (Campbell, 2002)	95
Figure 2.33 - Les différents modes de prises de vue du capteur Ikonos (<i>Dial et al.</i> , 2003).....	101
Figure 2.34 - Relation entre fauchée et résolution spatiale (modifié de Puissant, 2003).....	102
Figure 3.1 - Image Ikonos de Sherbrooke, 20 mai 2001 (bandes couleurs fusionnées).....	108
Figure 3.2 - La dynamique radiométrique de l'image de Sherbrooke.....	111
Figure 3.3 - Influence des conditions atmosphériques sur la qualité visuelle des images	113
Figure 3.4 - Influence des conditions atmosphériques sur la dynamique des images.....	114
Figure 3.5 - Évaluation des erreurs géométriques au niveau du sol et des toitures.....	115
Figure 3.6 - Relation entre les altitudes et les valeurs des erreurs géométrique	116
Figure 3.7 - Relation entre l'altitude et les angles de déformation.	117

Figure 3.8 - Estimation de la surface occupée par l'ombre. Exemple pour deux extraits.....	119
Figure 3.9 - Différentes signatures spectrales pour un même objet (église)	120
Figure 3.10 - Différentes signatures spectrales pour un même objet (bâtiment industriel)	120
Figure 3.11 - Différentes signatures spectrales pour un même type objet (bâtiments)	121
Figure 3.12 - Différentes signatures spectrales pour un même type objet (routes).....	122
Figure 3.13 - Confusion des signatures pour des objets différents	122
Figure 3.14 - Procédure de délimitation des bâtiments (Shan and Lee, 2002).....	130
Figure 3.15 - Modèle de forme et profils de trois segments (Müller and Segl, 2003)	132
Figure 3.16 - Evaluation des méthodes de segmentation (modifié de Zhang, 1996)	135
Figure 3.17 - Extrait d'image et référence utilisés pour l'évaluation.....	138
Figure 3.18 - Calcul du taux de pixels bien segmentés	139
Figure 3.19 - Impact du « paramètre de regroupement » sur le pourcentage de pixels bien segmentés et le nombre moyen de segments par bâtiment.....	139
Figure 3.20 - Effet de la variation du paramètre de regroupement sur les résultats de segmentation.....	140
Figure 3.21 - Taux de pixels bien segmentés (%) pour chacun des bâtiments par chacune des méthodes (échantillon de 10 bâtiments).....	143
Figure 3.22 - Zone de mesure des caractéristiques spectrales et des valeurs de contours.	145
Figure 3.23 - Illustration de la démarche méthodologique	146
Figure 4.1 - Formalisation textural d'un bâtiment : cas idéal	155
Figure 4.2 - Formalisation textural d'un bâtiment : présence de perturbations	156
Figure 4.3 - Variances associées à la présence d'un bâtiment	159
Figure 4.4 - Formalisation des zones de mesures (cas d'un bâtiment de 7*13 mètres)	161
Figure 4.5 - Présentation des zones d'étude	162
Figure 4.6 - Procédure de construction des ZR ; extraits issus de l'image 3 (figure 4.5)	163
Figure 4.7 - Distribution en fréquence des ZM	164
Figure 4.8 - La forme globale des bâtiments, exemple d'un quartier Sherbrookoise	167
Figure 4.9 - Complexité des formes de bâtiments, exemple de deux bâtiments Sherbrookoise (source : S.I.G , municipalité de Sherbrooke).....	167
Figure 4.10 - Erreurs de localisation (dx : décalage en x ; dy : décalage en y).....	168
Figure 4.11 - Extraction des valeurs de DRV : étapes méthodologiques.....	169

Figure 4.12 - Incrémentation des tailles de filtres « corps »	170
Figure 4.13 - Identification des bâtiments de différentes orientations	171
Figure 4.14 - Illustration de la procédure d'extraction des valeurs maximales	171
Figure 4.15 - Méthodologie (phase 1) : calcul du DRV intégrant la généralisation des tailles et orientations de bâtiments.....	172
Figure 4.16 - Méthodologie (phase 2) : identification des bâtiments.....	173
Figure 4.17 - Méthodologie (phase 3) : identification des bâtiments.....	174
Figure 4.18 - Calcul du DRV (rappel).....	175
Figure 4.19 - Facteurs de variation du DRV	175
Figure 4.20 - Extraction et reconstruction des bâtiments : cas de bâtiments « idéaux ».....	176
Figure 4.21 - Présentation des extraits utilisés pour l'évaluation des résultats.....	177
Figure 4.22 - Procédure de calcul des informations concernant la végétation.....	182
Figure 4.23 - Filtres utilisés pour la prise en compte de l'ombre.....	183
Figure 4.24 - Procédure de calcul des informations concernant la présence d'ombre	184
Figure 4.25 - Construction du masque sur la végétation.....	185
Figure 4.26 - Exemple de fonctions d'appartenance.....	188
Figure 4.27 - Exemples d'histogrammes des valeurs de DRV.....	192
Figure 4.28 - Définition de la fonction d'appartenance associée à la variable « DRV ».....	193
Figure 4.29 - Exemples d'extraction des zones d'ombre	193
Figure 4.30 - Définition de la fonction d'appartenance associée à la variable « ombre »	194
Figure 4.31 - Combinaison des variables « ombre » et « DRV » par logique floue	195
Figure 4.32 - Présentation de l'ensemble de la méthodologie	197
Figure 5.1 - Localisation des extraits d'image	200
Figure 5.2 - Influence du choix du seuil sur les résultats	203
Figure 5.3 - Résultats extrait A	205
Figure 5.4 - Résultats extrait B.....	206
Figure 5.5 - Résultats extrait C.....	207
Figure 5.6 - Résultats extrait D	208
Figure 5.7 - Résultats extrait E.....	209
Figure 5.8 - Résultats extrait F	210
Figure 5.9 - Résultats extrait G	211

Figure 5.10 - Résultats extrait H	212
Figure 5.11 - Résultats extrait I	213
Figure 5.12 - Résultats extraits J et K (image Quickbird, Strasbourg)	216
Figure 5.13 - Illustration de la densité du bâti dans la ville d'Hanoi	218
Figure 5.14 - Résultats extraits L (image Quickbird d'Hanoi).....	218
Figure 5.15 - Résultats extraits M (image Quickbird d'Hanoi)	219
Figure 5.16 - Résultats obtenus pour l'extrait H après dégradation de la résolution spatiale	222
Figure 5.17 - Identification des grands bâtiments opérée à partir des bandes multipectrales (Quickbird, Hanoi)	223
Figure 5.18 - Diminution des erreurs de commission (extrait E) par combinaison avec une méthode d'identification des routes : approche théorique.	224
Figure 5.19 - Diminution des erreurs de commission (extrait E) par combinaison avec une méthode d'identification des routes : approche applicative	225
Figure 5.20 - Influence des destructions sur les images de variance	229
Figure 5.21 - Relation entre diminution des valeurs de DRV et destructions.....	230

TABLE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 - Exemple d'offre de banques de données spatiales (IGN, 2005).....	48
Tableau 1.2 - Applications et images utilisées (modifié de Puissant, 2003b).....	50
Tableau 2.1 - Les types d'application en télédétection en fonction du type d'utilisateur.....	54
Tableau 2.2 - Comparatif des dénominations des résolutions spatiales dans les domaines civils et militaires (Puissant, 2003).....	59
Tableau 2.3 - Caractéristiques des capteurs Landsat (4,5), Spot (1,2,3) et Ikonos.....	61
Tableau 2.4 - Mécanismes et paramètres de caractérisation de l'éclairement solaire en milieux urbains	71
Tableau 2.5 - Valeurs des composantes d'éclairement pour trois points significatifs (a).....	73
Tableau 2.6 - Valeurs des composantes d'éclairement pour trois points significatifs (b).	75
Tableau 2.7 Caractéristiques des principaux capteurs THRS	99
Tableau 2.8 - Les principaux produits images pour les satellites Ikonos, Quickbird et Eros	100
Tableau 2.9 - Nombre de pixels par km ² en fonction de la résolution spatiale du capteur	103
Tableau 3.1 - Valeurs de R.S.B et valeurs spectrales moyennes pour les 6 zones tests issues de l'image Ikonos de Sherbrooke.....	112
Tableau 3.2 - Caractéristiques des méthodes utilisées dans l'analyse	141
Tableau 3.3 - Calcul des écarts de répartition spatiale de pixels bien segmentés.....	142
Tableau 3.4 - Nombre de bâtiments montrant un taux de segmentation supérieur à 70 %.....	143
Tableau 3.5 - Affectation par classe en fonction du taux de pixels bien segmentés.....	145
Tableau 3.6 - Caractéristiques conduisant à la meilleure discrimination.....	147
Tableau 4.1 - Procédure de construction du paramètre de mesure	160
Tableau 4.2 - Test du khi 2.....	165
Tableau 4.3 - Évaluation de la qualité des classifications.....	166
Tableau 4.4 - Évaluation des résultats de la phase d'identification pour trois extraits.....	178
Tableau 4.5 - Réglage du paramètre γ	195
Tableau 5.1 - Synthèse des résultats obtenus pour l'image de Sherbrooke (identification)	214
Tableau 5.2 - Résultats obtenus pour l'image de Strasbourg (phase d'identification)	217
Tableau 5.3 - Comparaison des objectifs formulés et des résultats obtenus.....	220

TABLE DES ÉQUATIONS

Équation 1	63
Équation 2	66
Équation 3	66
Équation 4	69
Équation 5	77
Équation 6	159
Équation 7	159
Équation 8	160
Équation 9	181
Équation 10	189
Équation 11	189
Équation 12	189
Équation 13	190
Équation 14	190

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le processus de concentration de la population, connu sous le nom d'urbanisation, est un phénomène croissant qui touche l'ensemble de la planète. Il tire ses origines dans la sédentarisation des populations rendue possible, lors de la révolution néolithique, par le passage d'une économie basée sur la cueillette et la chasse à une économie basée sur l'agriculture et l'élevage. À partir de cette époque, le phénomène n'a cessé de croître. Depuis la révolution industrielle, l'urbanisation est devenue un phénomène incontournable. Son évolution reflète le niveau de développement des pays ainsi que les bouleversements politiques et socio-économiques. Sa forme la plus remarquable est aujourd'hui la métropolisation qui se traduit concrètement par l'apparition des « très grandes villes » mondiales dont beaucoup ont une population qui dépasse les dix millions d'habitants. En plus de leurs tailles, ces villes se caractérisent par une évolution constante de leurs surfaces urbanisées ainsi que par des changements dans les types d'occupations et d'utilisations du sol.

L'ampleur et la rapidité de l'urbanisation posent partout des problèmes d'ordre sociaux économiques, voire sanitaires pour les populations ainsi que des problèmes d'ordre environnementaux. Dans les cas les plus extrêmes, les populations concernées peuvent être soumises à des risques vitaux. Ces difficultés sont d'autant plus marquées dans les villes des Pays en Voie de Développement (PVD) qui continuent de subir un exode rural important et surtout une forte croissance démographique.

Pour réduire au maximum les problèmes causés par la croissance urbaine, les décideurs et les professionnels de l'aménagement ont besoin d'outils d'aide à la décision pour les assister dans la gestion et la planification de la croissance urbaine.

La ville est un objet polysémique abordé par de nombreuses disciplines (économiques, sociales, politiques...). Les géographes traitent, quant à eux, des rapports entre l'homme et son territoire. C'est donc essentiellement à travers la spatialisation des phénomènes qu'ils abordent la question de l'urbanisation. Les géographes répondent donc aux besoins de gestion et de planification à travers l'amélioration de la compréhension des processus de spatialisation, mais aussi à travers l'élaboration d'outils opérationnels de gestion et de planification comme les Systèmes d'Informations Géographiques (SIG) ou les outils de simulations spatiales.

Les outils de gestion et de planification, qu'ils soient à vocation théorique ou opérationnelle, ont besoin d'intégrer des informations spatiales sur les systèmes urbains afin de constituer une « base spatiale » à partir de laquelle les autres types de données (statistiques, descriptives, etc.) pourront être incorporées et localisées.

La disponibilité des données géographiques et leur qualité sont donc des éléments essentiels pour l'élaboration et l'utilisation des outils d'aide à la décision basés sur une approche spatiale. Ceci est d'autant plus vrai que le manque de données se fait plus cruellement sentir dans les PVD. Ce facteur vient donc s'ajouter à ceux précédemment cités pour accroître les écarts entre les villes du Nord et celles du Sud.

L'augmentation des capacités d'acquisition d'informations spatiales apparaît donc comme un levier qui permet d'accroître l'efficacité globale des outils de gestion et de planification urbaine, mais également de réduire quelque peu les écarts Nord/Sud en matière de disponibilité des données.

Les données spatiales sont acquises à partir de deux principales sources : les levées de terrain et la télédétection. Les données spatiales obtenues par levées de terrain sont de très bonne qualité : elles sont précises et correspondent aux besoins identifiés. Leur acquisition est cependant coûteuse et nécessite beaucoup de temps, ce qui les rend souvent inadaptées à l'analyse des changements urbains. La qualité des données spatiales issues de la télédétection dépend du mode d'acquisition (photographies aériennes, capteurs numériques aéroportés ou spatiaux). La qualité des données de télédétection reste cependant généralement inférieure à celle des données obtenues par les mesures au sol. Les données de télédétection sont donc mal adaptées aux besoins des aménageurs et des planificateurs urbains. Par contre, leur disponibilité et les coûts d'acquisition répondent à ces mêmes besoins.

Dans ce contexte général, l'apparition des images Satellites à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) suscite de fortes attentes pour l'acquisition d'informations spatiales sur les milieux urbains. Ces images conjuguent en effet des résolutions spatiales fines à de faibles coûts d'acquisition et des possibilités de revisite appropriées à l'analyse des changements urbains.

On peut alors s'interroger sur les possibilités de ces images à accroître, à travers l'acquisition d'informations spatiales, l'efficacité globale des outils spatiaux d'aide à la décision, en particulier pour l'analyse des changements.

La problématique de notre recherche est déterminée par ces interrogations. Elle concerne l'utilisation des images THRS pour l'acquisition d'informations spatiales sur les milieux urbains. Les potentialités d'utilisation de ces images dépendent, d'une part, de l'adéquation entre l'information contenue sur les images et les besoins des utilisateurs et, d'autre part, de l'existence de méthodes d'extraction de connaissances appropriées. La question concernant l'adéquation entre information et besoins a été traitée par d'autres auteurs. Il ressort que d'une manière générale, l'information contenue sur les images THRS semble adaptée à une grande part de besoins en gestion et planification urbaine.

À partir de ces constatations, la question de l'interprétation de ces images devient essentielle. L'apparition des images THRS provoque tout d'abord le passage de l'interprétation des classes d'occupation du sol à l'identification des objets urbains. La diminution de la résolution spatiale permet en effet de distinguer les objets urbains qui deviennent alors les informations d'intérêt à extraire de ces images. La diminution de la résolution spatiale modifie également les caractéristiques techniques des images. L'apparition des images THRS modifie donc à la fois l'approche théorique de l'interprétation (passage de l'interprétation des classes à l'interprétation des objets) et les caractéristiques des images. Ces changements se traduisent par une diminution de la signification thématique des signatures spectrales qui oblige à repenser les modes d'interprétation.

Les premières recherches concernant l'interprétation des images THRS ont montré que les approches classiques, dites « par-pixel », basées uniquement sur l'utilisation des signatures spectrales, ne donnent pas des résultats satisfaisants pour l'identification des objets urbains. Face à ce constat, des recherches sont en cours pour développer des méthodes d'interprétation adaptées à l'identification des objets urbains sur les images THRS.

C'est dans ce cadre général que se situe notre recherche dont l'objectif est identifié comme ***l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations spatiales sur les milieux urbains, à travers l'amélioration des méthodes actuelles d'extraction d'information, à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.*** Pour tenter d'atteindre cet objectif, nous avons déterminé plusieurs étapes. Chacune d'entre elles est associée à un chapitre de cette thèse.

Le premier chapitre expose le contexte général de notre recherche et conduit à l'identification de notre objectif. Dans ce chapitre, nous présentons tout d'abord un bref historique de l'urbanisation avant de nous attarder sur sa forme la plus remarquable, à savoir la métropolisation. La métropolisation est abordée à travers ces aspects spatiaux. Les processus en cause et les formes résultantes sont analysés. Il ressort que la quasi-totalité des métropoles mondiales est touchée par le phénomène d'étalement urbain, ce qui génère des problèmes socio-économiques, sanitaires et environnementaux. L'expansion spatiale actuelle des métropoles se fait au détriment de la qualité de vie des populations et de la préservation des écosystèmes, ce qui n'est pas conforme aux principes du développement durable. Nous nous intéressons ensuite à ce que la géographie peut apporter pour diminuer ce problème. Ceci se fait à travers les positionnements conceptuels, théoriques et méthodologiques de l'analyse géographique des villes. La définition de la ville, objet d'étude du géographe, est suivie d'une présentation des principaux modèles utilisés pour représenter l'organisation spatiale urbaine et ses dynamiques. Nous nous intéressons finalement aux outils de gestion et de planification urbaine. Il ressort un besoin croissant en données

spatiales à intégrer aux outils de gestion et de planification, besoin à partir duquel nous identifions notre objectif.

Le second chapitre traite de la télédétection comme outil d'analyse des milieux urbains. Il a pour objet de vérifier la faisabilité de notre objectif et d'identifier les éventuelles limites et problèmes. Quelques notions essentielles sont tout d'abord définies. Nous abordons ensuite la question de l'acquisition d'information spatiale par télédétection. Pour ce faire, nous analysons *les caractéristiques techniques des images* puis les *facteurs de perturbations du signal*. La capacité des images à représenter fidèlement les objets urbains est finalement analysée à travers les notions de *qualité et d'interprétabilité* des images. Les résultats confirment l'intérêt de l'utilisation des images satellitaires THRS pour l'analyse des objets urbains.

Le troisième chapitre présente les phases préliminaires à l'élaboration de notre méthode d'identification du bâti. La première de ces phases est l'évaluation de la qualité de l'image Ikonos support d'étude. Les caractéristiques techniques de l'image, les erreurs géométriques et radiométriques sont analysées. Il ressort que la qualité de l'image est suffisante pour la mise en place d'une méthode d'extraction du bâti. La seconde phase consiste en une revue des méthodes existantes à partir de laquelle nous identifions une limite commune : le problème de la délimitation précise des contours de bâtiments. Face à ce constat, nous évaluons, dans une troisième phase, la qualité des méthodes de segmentation appliquées à la problématique de l'extraction des bâtiments. Les résultats obtenus nous conduisent à réorienter nos choix méthodologiques.

Le quatrième chapitre présente ce qui constitue la spécificité de notre travail, à savoir *l'élaboration d'une méthode d'extraction du bâti à partir d'images satellitaires THRS*. La première étape de cette élaboration consiste en une formalisation rigoureuse des objectifs méthodologiques et opérationnels. Nous présentons ensuite les principes théoriques de notre approche qui s'appuie sur une définition texturale des bâtiments. Cette définition nous conduit à formaliser les bâtiments comme des groupes de pixels homogènes de tailles et de formes spécifiques montrant une variation significative des niveaux de gris sur une partie minimale de leurs contours. La méthodologie d'extraction se base sur la construction d'un paramètre unique qui permet de prendre en compte conjointement la variance du bâtiment et celle de son entourage proche. La construction de ce paramètre est suivie d'une première évaluation des résultats qui montre la capacité du paramètre de Discrimination par Rapport de Variance (DRV) à caractériser le bâti, mais également un nombre important d'erreurs de commission. Ce constat nous amène à intégrer des informations sur la présence d'ombre (utilisation de la logique floue) et de végétation pour améliorer les résultats.

Le dernier chapitre présente les résultats. Les évaluations sont tout d'abord réalisées à partir de différents extraits issus de l'image Ikonos support d'étude, puis à partir d'extraits tirés de deux images Quickbird (Strasbourg et Hanoi). Les résultats obtenus prouvent la capacité de la méthode à identifier les bâtiments malgré certaines limites d'applicabilité. Ils montrent également l'aspect « généraliste » de la méthode qui s'applique à différents types d'images et à différents types de bâtiments. Des pistes d'améliorations sont finalement proposées ainsi que des perspectives d'application.

CHAPITRE 1

LES BESOINS EN INFORMATIONS SPATIALES POUR L'ANALYSE GEOGRAPHIQUE DES VILLES

Introduction

L'objet de ce chapitre est de présenter la problématique générale qui vient d'être exposée. Pour ce faire nous décrirons en premier lieu l'évolution du phénomène urbain en traitant plus en détails de la métropolisation et de ses formes spatiales. Cette description nous mènera à identifier une série de conséquences pour les hommes et leur environnement.

À partir de ce constat nous recadrerons notre recherche dans un objectif général d'amélioration des outils géographiques d'aide à la décision appliqués aux milieux urbains. Pour cela, nous présenterons tout d'abord les théories, les concepts et les modèles géographiques liés à la conception des outils géographiques d'aide à la décision, qu'ils soient à vocation théorique ou opérationnelle. Nous traiterons ensuite des modes de formalisation des informations et des données spatiales utilisées. La comparaison des besoins et de l'offre en données spatiales montrera les fortes attentes engendrées par l'arrivée des images satellitaires à très haute résolution spatiale. Ce constat nous conduira finalement à préciser l'objectif de notre recherche comme ***l'amélioration des moyens d'acquisition d'informations spatiales sur les milieux urbains à partir d'images satellitaires THRS.***

1.1. Apparition et développement du phénomène urbain

1.1.1. Éléments de définition

Avant d'analyser le phénomène urbain, il semble utile de définir quelques notions relatives à son objet : la ville. La ville, « objet polysémique par excellence » (Weber, 1995), supporte en effet d'innombrables définitions selon que l'on s'intéresse à ses habitants, à sa matérialité, à ses fonctions, à ses productions ou encore aux perceptions que l'on en a. Elle peut être tout d'abord définie de manière statistique.

En France, l'Institut National de la Statistique et des Études Économiques (INSEE) définit la ville comme « *une commune dont la population agglomérée dépasse 2000 habitants* » (INSEE, 2005). Cette définition limitée à une commune ne correspond plus à la réalité des villes d'aujourd'hui. L'INSEE a donc introduit le terme « d'unité urbaine » qui correspond à « *un ensemble d'une ou plusieurs communes présentant une continuité du tissu bâti (pas de coupure de plus de 200 mètres entre deux constructions) et comptant plus de 2000 habitants* » (INSEE, 2005) Au Canada « l'aire urbaine est définie par l'agence statistique nationale du Canada comme « un territoire qui compte au moins 1000 habitants et au moins 400 habitants au kilomètre carré » (Dictionnaire du recensement, 2001)

Le critère simple du nombre d'habitants agglomérés est utilisé par d'autres pays mais avec des seuils différents. Le seuil varie cependant de 200 en Norvège ou au Danemark à 20 000 aux Pays-Bas et jusqu'à 50 000 au Japon. D'autres pays combinent ce critère avec d'autres comme l'organisation administrative (Etats-Unis, Norvège) ou encore des critères économiques. En Italie par exemple, une ville doit comporter plus de la moitié des actifs non agricoles (Beaujeu-Garnier, 1995).

On voit qu'il existe des différences dans les définitions « opérationnelles » de la ville. Mais qu'en est-il de la ville « objet d'étude » des géographes ? Les géographes ont tout d'abord étudié les villes à partir des caractéristiques de l'espace sur lequel elles étaient implantées (site, situation) et des traces physiques qu'elles laissaient sur ce même espace (plan, morphologie). Progressivement, ils se sont ensuite intéressés aux habitants, à leurs activités, à leurs productions en ayant toujours comme fil conducteur la répartition spatiale de toutes ces composantes. Dans cette approche essentiellement descriptive, la ville apparaît comme « *une projection, sur une fraction de l'espace, des conditions naturelles, des héritages de l'histoire, du jeu des forces économiques, des héritages du progrès technique, du génie créateur des architectes, des contraintes administratives, des habitudes quotidiennes comme des aspirations conscientes ou inconscientes de leur habitants* » (Beaujeu-Garnier, 1995).

Pour Pelletier et Delfante (1997), il existe trois principaux critères pour définir la ville : le critère statistique par le comptage du nombre d'habitants, le critère physique par le type et la densité de l'occupation de l'espace et le critère fonctionnel par le recensement des fonctions typiquement urbaines. Ces auteurs définissent la ville comme « *un lieu d'échange de toute nature, un lieu de services rendus, soit à la population, soit à celle de l'extérieur* ». Pour d'autres, la ville est « *une agglomération importante, aménagée pour la vie collective (cet aménagement constitue l'urbanisme) et dont une partie notable de la population vit d'activités non agricoles* » (Derreau, 1987). Il existe également des définitions « idéologiques » de la ville comme celle de la sociologie marxiste qui met l'accent essentiellement sur ce « *processus d'industrialisation massive qui a fait de la ville, naguère milieu social d'espace commun ouvert à tous, un champ ségrégatif de rivalités économiques où tout se vend* » (Beaujeu-Garnier, 1995).

Toutes ces définitions correspondent à une certaine vision de la ville, aucune n'inclut cependant toutes les réalités d'une ville. Cela s'explique par la complexité même de la ville, qui peut être à la fois objet d'étude pour le géographe, l'économiste, l'historien, le sociologue... Cette difficulté à définir traduit une difficulté plus profonde, celle de la compréhension de la ville. Pour chercher à comprendre ce qu'est une ville, nous proposons en premier lieu une analyse descriptive de l'apparition des villes et de leur développement.

1.1.2 Le développement des villes jusqu'aux années 1970

La ville est avant tout une production spécifiquement humaine, son histoire est donc intimement liée à celle de l'humanité. Le monde d'aujourd'hui est fortement urbanisé et la ville apparaît comme une évidence, un produit incontournable de l'histoire de l'homme. À l'échelle de l'humanité, l'apparition de la ville est pourtant relativement récente. De quand datent les premières villes, comment sont-elles apparues, quels sont les éléments qui expliquent l'ampleur de l'urbanisation contemporaine ? C'est à ces questions que nous allons tenter de répondre dans cette brève présentation de l'histoire des villes jusqu'aux années 1970 qui marquent le début d'une nouvelle aire urbaine caractérisée par l'étalement spatial des villes. Pour ce faire, nous distinguerons trois principales étapes dans le processus d'urbanisation : l'apparition des premiers groupements humains, celle des premières « vraies » villes et les transformations liées à la révolution industrielle.

A ce stade, nous n'utiliserons aucune définition particulière de la ville, simplement car il serait difficile et risqué d'arrêter une définition qui s'adapte à la fois aux groupements humains et aux capitales mondiales des années 1970. Le lecteur est donc appelé à se référer à l'idée qu'il se fait de la ville en fonction des différentes périodes.

La première étape du phénomène d'urbanisation est liée de manière évidente à la révolution néolithique qui se caractérise par le passage d'une économie basée sur la cueillette, la chasse et la pêche à une économie basée sur l'agriculture et l'élevage (Soja, 2000). Cette mutation permet, d'une part, la sédentarisation des populations et leur concentration et, d'autre part, l'apparition de surplus alimentaires échangeables. Les conditions sont alors réunies pour que les hommes établissent les premiers groupements de population. Il s'agit de « villages » très modestes dans lesquels les activités se résument à quelques échanges et à de l'artisanat rudimentaire. Ce phénomène est connu par les historiens sous le nom de proto-urbanisation. La datation est très délicate et nous ne nous y risquons pas. La chronologie de l'apparition du phénomène de proto-urbanisation dans les différentes parties du globe est, elle aussi, difficile à cerner. Nous pouvons simplement affirmer que l'émergence, plus ou moins précoce, des premières cités « proto-urbaines » est fonction de différents facteurs dont le principal est la productivité agricole. Ainsi, c'est la fertilité des sols, le climat mais aussi le développement des techniques agricoles qui ont conditionné en grande partie l'apparition des premiers systèmes urbains (Bairoch, 1985). Pour ce qui est de la localisation, il semble que c'est au Moyen-Orient qu'apparaissent les premières cités pré-urbaines telles que Jéricho, qui date approximativement de 7800 avant notre ère.

La seconde étape du phénomène d'urbanisation correspond au début des civilisations antiques. C'est l'apparition des entités que Childe (1950) nomme les « vraies » villes et qu'il définit comme « *des groupements de 7 000 à 20 000 habitants comportant un artisanat élaboré et des*

formes évoluées d'organisation sociale et de gouvernement ». Cette évolution touche presque toutes les régions du globe. La première « vraie ville » semble avoir été localisée au Moyen-Orient, au nord de l'actuel Pakistan, et aurait atteint son apogée entre – 2700 et – 1750. Les premiers systèmes urbains apparaissent en Egypte entre – 2600 et – 2400, en Chine entre – 1400 et – 1100, et un peu plus tardivement dans le reste de l'Afrique du Nord. L'histoire de l'urbanisation en Afrique noire reste quant à elle méconnue. Pour ce qui est des civilisations précolombiennes, les premières villes semblent datées des environs de – 800. En Europe, dans les régions concernées par la colonisation gréco-romaines, les premières villes sont apparues vers – 1200. Leur apparition est plus tardive dans le nord et dans l'est de l'Europe il faut attendre le V^{ème} siècle pour voir émerger les premières véritables cités (Childe, 1950).

Jusqu'à la révolution industrielle le phénomène urbain ne subit pas de bouleversement majeur. Le taux d'urbanisation mondial est globalement stable entre l'an 100 et 1700 et se situe dans une fourchette allant de 7 à 13 % selon les époques et les régions. Cette stabilité ne doit cependant pas cacher l'évolution du nombre de citadins qui passe de 250 à 690 millions durant la même période (Bairoch, 1999).

La troisième étape du phénomène d'urbanisation est liée à la révolution industrielle qui bouleverse les modes de fonctionnement des sociétés occidentales (Soja, 2000). Comme dans le cas de l'apparition des premières cités « proto-urbaines », c'est tout d'abord la rapide augmentation des productivités agricoles qui a rendu possible une augmentation considérable du nombre de citadins. C'est en effet la réduction du taux d'actifs nécessaires pour produire la nourriture qui facilite l'urbanisation. L'augmentation des moyens de production et de transport offre en parallèle les solutions matérielles de l'urbanisation. À partir de 1800, le taux d'urbanisation croît dans l'ensemble des pays développés. Il est estimé à 16 % en 1850, 32 % en 1910, 62 % en 1970 et atteint 67 % en 1990 (Bairoch, 1999).

L'urbanisation est devenue un phénomène remarquable et son évolution reflète les phases de croissance et les bouleversements politiques. Ainsi, en Europe, l'urbanisation augmente fortement jusqu'à la première guerre qui marque le début d'une phase de ralentissement. La période d'après-guerre est caractérisée par une relance de la croissance de la population urbaine, et ce, jusqu'aux années 1970, où l'urbanisation des pays développés entre dans une phase de stagnation. Cela s'explique par le développement des réseaux de diffusion et de transport qui diminue l'attraction des villes, mais surtout par la dégradation des conditions de vie urbaine.

Un fait nouveau apparaît dans les pays développés, c'est l'apparition des zones périurbaines¹ à travers le phénomène de périurbanisation. Il marque sans aucun doute une rupture dans la manière d'appréhender la ville dans les pays développés. Cette période correspond également à l'émergence des premières « métropoles » (la terminologie sera discutée ultérieurement), qui constitue un phénomène majeur de l'urbanisation de la seconde moitié du 20^{ème} siècle. La métropolisation touche l'ensemble de la planète et concerne une masse significative et croissante de la population mondiale. Elle constitue actuellement la manifestation la plus extrême du phénomène d'urbanisation.

La gestion des développements liés à cette croissance urbaine et la création d'environnements urbains durables est, selon nous, une des questions majeures de ce siècle. De plus, la quasi-totalité des phénomènes analysés ici se retrouve aussi à une échelle plus fine, dans les villes de plus petite taille. C'est pourquoi nous avons choisi de traiter plus en détail de ce phénomène.

1.2. La métropolisation :

L'urbanisation de la seconde moitié du 20^{ème} siècle est marquée par l'émergence de très grandes villes. Les terminologies (on parle de métropoles, mégapoles, villes globales, méga cités...) et les définitions sont nombreuses selon qu'elles considèrent la taille, le type de processus, la « place » de la ville concernée dans le réseau national ou mondial (Haeringer, 2000). Ces débats terminologiques et sémantiques sont déjà largement fournis et nous ne prétendons pas y apporter le moindre élément nouveau, c'est pourquoi nous ne nous y attarderons pas et chercherons plutôt à aborder la métropolisation à partir de consensus existants. Ainsi, nous accepterons une définition très consensuelle qui insiste sur « *la taille importante de ces villes et leurs positions fortes dans des systèmes urbains transnationaux* » (Dureau *et al.*, 2000). La métropolisation sera tout d'abord analysée à travers l'augmentation de la population urbaine. Nous traiterons ensuite des processus de spatialisation puis des formes résultantes.

1.2.1 Un fait marquant : l'augmentation de la population urbaine

L'augmentation de la population urbaine est la cause directe de l'émergence des métropoles. En 1850, seules deux villes, Londres et Paris, dépassent le million d'habitants avec des populations respectives de 2,2 et 1,3 millions d'habitants. En 1930, ce sont plus de 20 villes qui dépassent le million d'habitants (largement plus pour certaines) et la plus grande d'entre elles, New York,

¹ Le périurbain est défini par Lévy (2003) comme « un géotype urbain situé à une certaine distance d'une agglomération, caractérisé par une discontinuité territoriale vis-à-vis de cette agglomération ainsi que par une densité et une diversité faible ».

regroupe déjà plus de 10 millions de citoyens. En 2001, on compte plus de 17 villes dépassant les 10 millions d'habitants.

Ces changements s'accompagnent d'une inversion hiérarchique, en terme de nombre d'habitants, entre les villes des pays développés et celles des PVD. Durant toute la période de colonisation, les villes du sud ont servi de point d'ancrage aux puissances coloniales. Les taux d'urbanisation globaux des PVD n'ont pas subi de bouleversements majeurs jusque dans les années 1920-1930. Par contre, à partir de cette période, l'urbanisation connaît des taux de croissance sans précédent. En 1900, le taux moyen d'urbanisation des PVD était de 9 %, il passe à 15,6 % en 1950 et à 33,4 % en 1990. Les taux diffèrent bien sûr selon les pays mais le phénomène est partout remarquable (figure 1.1). Les causes principales sont la forte croissance de la population (souvent liée au phénomène de la transition démographique) et l'exode rural associé à une trop faible augmentation de la productivité agricole. Les campagnes ne peuvent plus nourrir leurs habitants qui partent chercher leur salut dans les villes (Troin, 2000). À ce facteur on peut ajouter l'attraction des villes qui donnent accès, tout au moins dans l'imaginaire des futurs migrants, à des conditions de vie meilleures, à l'éducation des enfants, aux biens de consommation, etc.

Ainsi, même si en 2001 le taux d'urbanisation de l'ensemble des PVD reste largement inférieur à celui des pays développés, seules 4 des 17 villes comptant plus de 10 millions d'habitants (Tokyo, New York, Los Angeles et Osaka) sont situées dans les pays développés (United Nation, 2005).

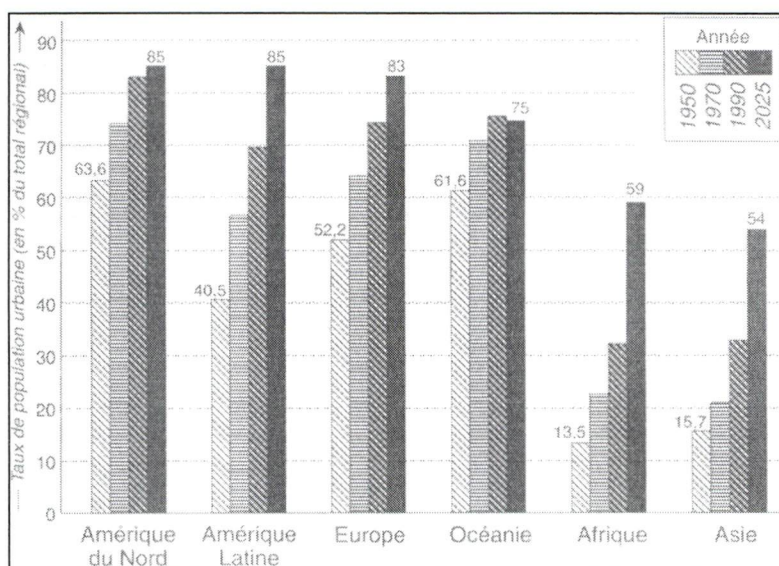


Figure 1.1 - La population urbaine de 1950 à 2025 (Paulet, 2001)

Depuis quelques années on note un ralentissement de la croissance urbaine dans les PVD. Ce ralentissement s'explique par l'avancée des pays concernés dans le processus de transition démographique et la baisse significative de l'exode rural. La croissance urbaine se maintient

cependant à des niveaux très élevés du fait de l'excédent naturel qui joue sur des masses de population très importantes.

On voit ici que des différences importantes existent entre le Nord et le Sud et cela autant en ce qui a trait à la masse de population concernée, que les périodes de croissance ou encore la nature du phénomène. L'urbanisation des pays développés répondait en effet à un besoin en termes d'emplois et a été plus ou moins bien accompagnée par la construction de logements, d'infrastructures... Dans les PVD, l'exode rural s'explique plus par les situations de pauvreté extrême des ruraux que par les besoins en main d'œuvre dans les villes, même si ces besoins ont été accrus par l'industrialisation récente de plusieurs métropoles du Sud. De plus, la rapidité et l'ampleur du phénomène ne permettent pas la construction de logements et d'infrastructures propres à accueillir ces populations.

Le découpage Nord/Sud effectué ici est forcément réducteur et il ne traduit pas les différences internes. Il montre cependant des comportements généraux significativement différents à l'intérieur de ces deux groupes. Cependant, au-delà de cette diversité des rythmes de croissance, une tendance générale se dessine : ***le ralentissement de la croissance des métropoles en terme de nombre d'habitants.***

1.2.2 Des processus de spatialisation complexes

Parallèlement à ce ralentissement de la croissance de la population, on note des modifications dans l'organisation spatiale des villes avec en premier lieu ***l'étalement dans l'espace des hommes et des activités.*** Différentes causes ont été identifiées : augmentation du rôle de la voiture individuelle, construction d'infrastructures de transport, place croissante des investissements privés, occupation des centres par les fonctions de pouvoir, changements des comportements résidentiels, insuffisance de l'offre de logement... (Marathé, 2001 ; Barnes *et al.*, 2002). Les phénomènes en cause sont très complexes. L'impact de chacun d'eux varie en fonction de la taille des métropoles, du niveau de développement du pays, etc.

Nous cherchons ici à extraire de cette diversité les processus qui peuvent se retrouver dans l'ensemble des métropoles. Notre approche sera forcément généraliste, elle se basera sur l'étude ***des stratégies résidentielles des habitants, y compris des nouveaux arrivants, de la ségrégation spatiale des individus, des activités et de l'impact des actions publiques.*** Ces processus sont bien sûr en interaction les uns avec les autres et dépendent de nombreux éléments extérieurs comme la taille de la métropole, sa situation géographique, la culture du pays, son niveau socio-économique, mais également les marchés fonciers et locatifs, la place de l'automobile, des transports en commun etc. Nous insistons encore une fois sur le fait que si nous

mettons en avant des comportements globaux, communs à l'ensemble des métropoles, cette analyse ne doit pas cacher les différences existantes.

L'intégration des *stratégies résidentielles* pour l'ensemble des métropoles mondiales nécessite de formuler l'hypothèse suivante : « *les individus et les ménages disposent dans leur vie d'un minimum de liberté d'action, et de lucidité dans leurs pratiques résidentielles* » (Bonvalet, 2000). Nous acceptons également le fait que les capacités à mettre en œuvre les stratégies résidentielles dépendent en partie des ressources financières. Les stratégies résidentielles intègrent le **statut d'occupation** (propriétaire ou locataire), le **type d'habitat** (individuel ou collectif) et la **localisation** (Bonvalet, 2000).

Le **statut d'occupation** est avant tout un fait de représentation sociale, et ce, au Nord comme au Sud. Le fait d'être propriétaire confère à la fois un statut social et un sentiment (souvent justifié) de sécurité et de pérennité de l'habitat. Dans les villes du Nord, la propriété représente la réalisation matérielle d'une vie professionnelle et familiale. Dans les villes du Sud, ce sentiment prévaut également mais il est accentué par d'autres éléments. Dans certaines métropoles du Sud où le marché locatif est presque totalement fermé, comme à Santiago du Chili, l'accession à la propriété « *est parfois la seule façon de trouver un logement* » (Bonvalet, 2000). Le sentiment de sécurité associé à la propriété est également très important dans les choix de nombreux habitants des villes du Sud. La propriété même « informelle » d'un logement est alors souvent plus importante que sa qualité de construction. L'accession à la propriété ne constitue cependant pas le statut majoritaire des habitants (tout au moins dans les villes du Nord) mais elle augmente dans toutes les métropoles, et ce, quelles que soient les formes de l'habitat et les contraintes de localisation qui s'y rattachent.

Le **type d'habitat** choisi est également fonction des représentations sociales. Ainsi, la maison individuelle est directement associée à la propriété comme élément de construction du statut social. À cela on peut rajouter l'idée d'une appropriation de l'espace qui est plus forte que dans les habitats collectifs. Ceci est renforcé dans les pays du Sud par le fait que contrairement au pays du Nord, la construction d'habitat individuel est souvent plus accessible financièrement et « administrativement » que la location ou l'achat d'appartement. Cela s'explique par la nature des constructions (souvent précaires) et les modes d'acquisition des terrains (achats « illégaux » ou simple occupation). De plus, la maison individuelle est adaptable à la taille de la famille ou à sa situation financière. Il est possible de rajouter des pièces, des étages, ou de louer une partie pour améliorer ses revenus. Toutes ces raisons expliquent que, dans les villes du Sud, l'habitat individuel est souvent majoritaire comme par exemple São Paulo, où il représente 76 % des ménages (Bonvalet, 2000).

La **localisation** est également un élément fondamental des stratégies résidentielles. Plus encore que le statut ou le type d'habitat, la localisation dépend de facteurs spécifiques à la ville, en particulier sa taille, le temps et le coût d'accessibilité qui lui sont associés. Les ressources économiques des habitants, la disponibilité des terrains, l'état du marché locatif sont également à prendre en compte. Comme pour les autres facteurs, il existe des multitudes de situations dont on peut dégager deux grandes tendances de localisation (Beaucire, 2000).

La première tendance est à l'éloignement du centre. Les habitants quittent le centre-ville, soit par choix, soit à cause de l'augmentation du prix du foncier. Dans le premier cas, le centre est alors occupé par des catégories sociales inférieures, ce qui mène à la paupérisation des quartiers concernés. Dans le second cas, ce sont les fonctions « dirigeantes » (financières, institutionnelles) qui s'installent au centre. Dans tous les cas, la périphérie est « envahie » par les maisons individuelles des classes moyennes ou aisées. Ce phénomène de péri-urbanisation touche l'ensemble des métropoles. Le choix de la périphérie s'explique par la qualité de l'environnement et également par le fait qu'elle offre des potentiels de construction n'existant plus au centre. Dans certains cas cependant, la localisation en périphérie n'est pas choisie mais imposée par le prix des loyers (zone d'habitat collectif en périphérie des villes européennes) ou par la disponibilité des terrains (auto-construction dans les villes des PVD). Elle est alors souvent associée à des problèmes d'accessibilité au centre. Ce modèle de localisation est de loin le plus répandu, il explique en partie l'étalement urbain galopant constaté dans l'ensemble des métropoles. Il est directement associé à l'utilisation de la voiture individuelle qui devient une « clé de voûte » de l'accessibilité (Beaucire, 2000). Il implique les « migrations pendulaires » et leurs conséquences sur l'environnement et la qualité de vie. Il est associé comme nous le verrons plus loin au modèle de la « ville éclatée ».

Une autre tendance de localisation existe cependant, elle est en quelque sorte la réponse aux excès du modèle précédent. La partie centrale de la ville est ici valorisée. C'est le sentiment d'appartenance à la ville et l'accessibilité à ses services et aux lieux de travail qui sont mis de l'avant. Ces comportements de localisation sont associés à des types différents d'individus (jeunes célibataires, jeunes couples, familles aisées...). Ce modèle se retrouve dans différentes villes du Sud comme du Nord telles que Paris, São Paulo, Bogota... (Bonvalet, 2000). Son existence est cependant liée à un centre « attractif » souvent lui-même dépendant de choix de politiques de revalorisation, il implique également le renoncement à la maison individuelle. On doit préciser ici que la coexistence des deux modèles de localisation est fréquente mais que d'une manière générale le premier l'emporte encore largement sur le second.

Cette analyse des stratégies résidentielles s'appuie essentiellement sur la « demande » des habitants. La concomitance entre l'offre et la demande est cependant loin d'être systématique.

Cela engendre une compétition pour l'espace qui entraîne elle-même des phénomènes de ségrégation spatiale entre les habitants.

La **ségrégation spatiale** désigne selon Brunet *et al.* (1997) le « *processus (et son résultat) de division sociale et spatiale d'une société en unités distinctes* ». Elle est le résultat visible des luttes d'appropriation spatiale entre les différentes couches sociales. Cela n'implique pas que les couches les plus défavorisées n'aient aucun pouvoir d'action sur les répartitions spatiales de l'habitat. Il serait en effet réducteur d'envisager les processus de ségrégation uniquement en termes d'acteurs « dominés » et « dominants » (l'apparition de l'habitat spontané¹ dans les métropoles du Sud en est la parfaite illustration). Il reste cependant évident que les inégalités sociales ou les diversités (culturelles, ethniques...) sont le moteur des processus de ségrégation. Ces processus nécessitent cependant un autre préalable, il s'agit de « *l'attraction de types localisés d'habitats sur des couches particulières de population...* » (Levy J.P., 2000). Dans ce schéma, la mobilité résidentielle entraînant la ségrégation spatiale n'est pas uniquement le fait de nouveaux arrivants mais également des habitants déjà « ancrés » dans la ville. En résumé, on peut dire que la mise en place d'une dynamique de ségrégation nécessite deux principales conditions : des inégalités sociales entre les habitants ainsi que des changements de natures diverses, qui génèrent une attraction pour un lieu donné ou un type d'habitat donné. Ces changements peuvent être de différentes natures, comme par exemple la volonté d'accéder à une maison individuelle en zone non urbaine. Ils sont également liés à des facteurs beaucoup plus locaux comme la réhabilitation d'un centre ou une amélioration de l'accessibilité.... Ainsi, en fonction de l'histoire de la ville, des politiques d'aménagement, de la culture urbaine, les classes aisées peuvent s'approprier des quartiers populaires et des lotissements périphériques peuvent se paupériser.

Un point n'a pas encore été précisé, c'est le rôle de l'accessibilité dans les processus de ségrégation. Ce point est important car l'accessibilité est liée à la mobilité qui elle-même est fonction du niveau social. Cela est d'autant plus manifeste dans les villes des PVD qui ne possèdent généralement pas de système de transport en commun dans une zone de desserte suffisante et/ou qui ne sont pas financièrement accessibles à tous. Cela engendre donc une relation particulière : les populations les plus défavorisées (qui n'ont souvent pas accès à la mobilité offerte par la voiture individuelle) sont « repoussées » dans les zones de moindre accessibilité, ce qui a pour effet d'augmenter encore les écarts entre les différentes populations.

¹ Nous acceptons la définition de Petropoulou (2003) pour qui l'habitat spontané « est habituellement utilisé pour décrire les quartiers caractérisés par des constructions d'habitat précaire, par l'absence ou l'insuffisance de services et d'infrastructures, par leur situation informelle par rapport à la législation urbaine et par des habitants provenant de couches sociales défavorisées ».

Le processus de ségrégation résidentielle décrit ci-dessus tient compte uniquement de la compétition spatiale entre les résidents. Les autres « acteurs urbains » (industries, commerces, organismes financiers...) participent également à cette compétition, ce qui a pour effet de provoquer un autre type de ségrégation spatiale qui s'applique cette fois au type d'utilisation du sol urbain et non plus aux catégories socioculturelles. Ce processus ne prend pas automatiquement l'appellation de ségrégation, on peut le trouver sous le terme de « différenciation spatiale ».

La différenciation spatiale peut se retrouver sous différentes formes d'une métropole à l'autre. Certains éléments communs peuvent cependant être dégagés tels que l'implantation d'un centre d'affaires dans la zone centrale et l'occupation de grandes surfaces en périphérie pour le commerce et l'industrie. La présence d'un centre d'affaire (Center Business District) traduit l'importance de la ville dans le réseau économique national et mondial, toutes les grandes métropoles en sont pourvues. Les formes physiques peuvent varier mais la présence de quelques « tours » est quasi-systématique. Ces « CBD » sont généralement localisés dans la partie centrale de la métropole ou tout au moins des lieux de polarisation importante comme le quartier de « la Défense » à Paris. La construction des commerces en périphérie, directement liée à la présence de l'automobile, a touché en premier lieu les villes du Nord mais se retrouve aussi, à des stades plus ou moins avancés dans de nombreuses métropoles du Sud.

Le dernier aspect à analyser dans les processus d'organisation de l'espace urbain est ***l'impact des actions publiques***. En théorie, les politiques publiques d'aménagement urbain jouent un rôle déterminant dans l'organisation spatiale d'une ville, puisqu'elles influent à la fois sur les localisations et sur l'accessibilité par le développement d'infrastructures et de réseaux de transports. On note de grandes différences selon les pays et les villes, il est donc très difficile de généraliser. Nous tenterons cependant de dégager quelques similitudes. Le premier élément qui peut être mis en avant est le fait que les écarts entre les politiques urbaines s'amenuisent. Cela s'explique par le fait que ces politiques, longtemps le fait des instances locales ou nationales, subissent aujourd'hui, surtout dans les villes du Sud, des pressions de la part des grandes organisations internationales (Banque Mondiale, FMI, Nations Unies, BID, etc.) qui incitent à l'homogénéisation des politiques (Lulle, 2000). Une nouvelle tendance émerge de cette homogénéisation depuis les années 1990, elle concerne le passage de politiques de planification à des politiques de gestion. La planification est vue ici comme un « *dispositif politique ayant pour objectif la prédiction du contexte et la mise en cohérence des actions, publiques et privées, dans un domaine et/ou sur un espace, pour une durée et une échéance déterminée* » (Levy et Lussault, 2003), alors que la gestion est vue comme « *un éventail d'activités visant à maximiser l'efficacité des services publics d'une ville et de l'accès équitable à ces services par tous les segments de sa*

population qui inclue les fonctions du gouvernement, les décisions de politiques de développement et d'investissement ... le règlement et l'imposition, et la promotion des relations publiques » (traduction libre, Grand dictionnaire, (2005) Ainsi, la nouvelle tendance vise à agir *« plus sur les modes d'intervention que sur les objets d'intervention »* (Lulle, 2000). Ces changements sont dus au fait que les politiques de planification se limitaient souvent à des « intentions » du fait de la difficulté de les mettre en œuvre.

Ces difficultés de mises en œuvre s'expliquent en premier lieu par le rôle des dynamiques extérieures apportées par ce que l'on peut appeler la « mondialisation », qui généralise de nouveaux besoins pour l'individu comme l'acquisition d'une automobile, mais qui amène également des investisseurs à construire des infrastructures sans tenir compte des plans d'aménagement. Les collectivités doivent alors conjuguer les schémas de planification, les besoins des populations (construction d'infrastructures routière...) et les actions des investisseurs privés, ce qui a souvent pour effet l'abandon de nombreuses actions d'aménagement. Ces phénomènes sont accentués par l'absence ou tout au moins par le manque de cadre juridique. Cela est d'autant plus vrai dans les villes du Sud où les politiques publiques se limitent parfois à de simples interdictions (délimitation de zones non constructibles) qui sont de plus rarement respectées. Dans certaines villes où le *« laisser-faire a engendré une informalité débordante et « dangereuse » on « régularise » pour ensuite équiper* (Bogota, Bangkok...)...une autre tendance est celle de la privatisation des services comme des parcs de logements publics ...(Kampala, Moscou...). » (Lulle, 2000). Nous pouvons finalement noter un autre facteur contribuant à l'échec des politiques de planification est la mauvaise identification des besoins.

Le défi majeur des politiques publiques face aux développements anarchiques des villes semble être de répondre aux besoins des habitants tout en régulant au mieux la nature des investissements et leur localisation. Cela implique un suivi régulier des dynamiques urbaines nécessitant lui-même une mise à jour fréquente des informations, en particulier des informations sur l'occupation et l'utilisation du sol.

1.2.3 Les formes résultantes

Nous avons décrit dans la section précédente des processus de spatialisation des hommes et des activités communs à la plupart des métropoles mondiales. Nous chercherons maintenant à analyser les formes résultantes.

L'analyse des formes de la métropolisation se réfère généralement à deux principaux modèles, la « ville dense » et la « ville éclatée ». Ces modèles traitent des conséquences spatiales des processus précédemment analysés (stratégies résidentielles des habitants, ségrégation spatiale des individus et des activités, impact des actions publiques). La « ville dense » favorise la densité et

la mixité alors que la «ville éclatée». privilégie les faibles densités et la «séparation spatiale» des hommes et des activités. La ville dense tend «à maximiser l'avantage de concentration, c'est-à-dire de coprésence et d'interaction du plus grand nombre d'opérateurs sociaux» (Levy J., 2000) alors que la «ville éclatée». est «exclusivement fondée sur le principe de la rapidité d'accès, c'est-à-dire de la proximité temporelle» (Beaucire, 2000), cette accessibilité étant directement liée à l'utilisation de la voiture individuelle. Aucune métropole ne correspond de manière parfaite à ces modèles. Levy (2000) parle de «modèle d'Amsterdam» pour la ville dense et de «modèle de Johannesburg» pour la ville éclatée. Il propose une distribution spatiale simplifiée de ces deux cas de figure en énonçant que «les villes asiatiques ressemblent aux villes européennes, tandis que l'Afrique se rapproche de l'Amérique du Nord», tout en précisant qu'il y a «de nombreuses variantes, des compositions parfois baroques et des évolutions étonnantes».

Cette opposition est toutefois amoindrie par les évolutions morphologiques des 30 dernières années qui montrent la prédominance du modèle de la ville éclatée. Cette prédominance s'explique par le fait que ce modèle «prend appui sur des aspirations profondes des sociétés, que les politiques globales mises en œuvre par les états auront régulièrement tendance à satisfaire : accession à la propriété, constructions individuelles....» (Beaucire, 2000). Au Nord comme au Sud, la vision de la ville compacte apparaît comme le fruit des planifications urbaines, dépassées, faute de n'avoir pas su répondre aux aspirations des habitants. La généralisation de l'expansion spatiale des villes montre la «prise de pouvoir» de ce modèle qui semble devenir la référence.

Les causes de la généralisation du modèle de la ville éclatée ont été traitées précédemment. Leur principale conséquence est l'étalement dans l'espace des hommes et des activités. Ce phénomène est connu sous le nom d'**étalement urbain**. Nous le définirons très largement comme «le processus de croissance spatiale des villes» (Badariotti, 2002), le terme d'**expansion urbaine** sera considéré comme synonyme.

L'augmentation des surfaces occupées par les villes n'est bien sûr pas récente, mais l'ampleur et la nature du phénomène sont quant à eux inédits. La croissance spatiale des villes a longtemps été due à l'augmentation de la population urbaine. Le phénomène d'étalement est aujourd'hui d'une autre nature, puisque l'augmentation des surfaces urbanisées perdure, voire s'amplifie, malgré la relative stagnation de la croissance urbaine.

Une étude réalisée par Kasanko *et al.* (2005) sur 15 métropoles européennes montre une hausse moyenne de la surface urbanisée de 86,6 % entre le milieu des années 50 et la fin des années 90 alors que pendant la même période la population de ces villes n'a augmenté que de 49,2 %. L'écart le plus significatif est reporté pour la ville de Palerme qui a vu sa surface urbanisée s'accroître de 220 % alors que sa population n'a augmenté que de 38,1 %. Même les villes qui ont perdu de la population (Vienne et Dresde) ont vu leur surface augmenter respectivement de

28 et 39 %. Le même type de comportement est observé pour une série de villes indiennes (Sudhira *et al.*, 2003) qui montrent, pour la période 1971-1999, une augmentation des surfaces construites largement supérieure à celle de la population (respectivement 146 et 54 %). Le phénomène est cependant difficile à généraliser. En Afrique par exemple, la population de Lagos (Nigeria) a augmenté de plus de 400 % entre 1963 et 1981 et les surfaces urbanisées de 325 % (Dogan et Kasarda, 1988). La date de 1981 ne permet cependant pas d'appréhender correctement le phénomène.

Au-delà de ces considérations quantitatives, l'étalement peut prendre différentes formes. On en distingue trois principales : l'expansion en cercles concentriques, l'expansion en « doigts de gants », le long des axes de communication et l'expansion multidirectionnelle ou « en tache d'huile » (Beaujeu-Garnier, 1995). Dans les cas où le développement multidirectionnel se fait de manière discontinue, on parle d'expansion « saute-mouton » (traduction libre du terme « Leapfrog development »). Des formes intermédiaires existent en fonction de l'histoire des métropoles et des contraintes du site. De même on observe parfois le passage de l'expansion en « doigts de gants » à l'expansion « en tache d'huile » par remplissage des interstices. La figure 1.2 illustre les différentes formes que peut prendre l'étalement urbain.

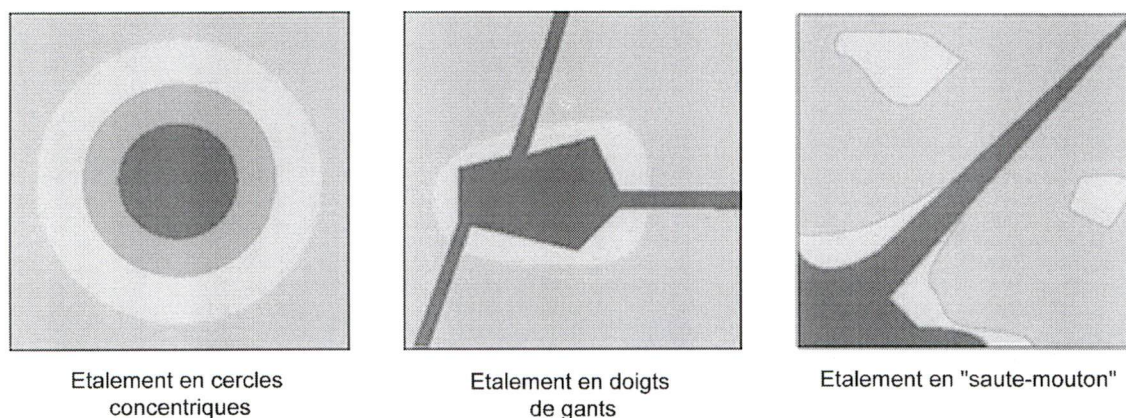


Figure 1.2 - Les différentes formes de l'étalement urbain (<http://chesapeake.towson.edu>)

Les changements engendrés par l'expansion urbaine sont tels qu'ils nécessitent la mise en place d'un nouveau zonage statistique. En France par exemple l'INSEE a introduit la notion de *pôle urbain* définis comme « une unité urbaine offrant au moins 5 000 emplois et n'appartenant pas à la couronne périurbaine d'un autre pôle urbain » et de *couronne périurbaine* qui désigne « l'ensemble des communes de l'aire urbaine à l'exclusion de son pôle urbain » (INSEE, 2005). Au Canada le terme de « noyau urbain » désigne « une grande région urbaine ...qui compte au moins 100 000 habitants » (Dictionnaire du recensement, 2001).

L'expansion spatiale n'est cependant pas le seul changement qui apparaît dans les espaces urbains. Il est en effet souvent associé à une recomposition des espaces existants (Levy, J., 2000 ;

Dupont *et al.*, 2000). Nous désignerons ici sous le terme de *renouvellement urbain* l'ensemble des transformations et des mutations qui touchent les zones déjà urbanisées par le terme. Ce dernier peut apparaître sous différentes formes. On parle de « *régénération urbaine* » ou de « *recyclage urbain* » pour qualifier « *les actions de réutilisation de terrains délaissés pour des raisons diverses, mais qui se rapportent la plupart du temps à la sphère économique* » (Badariotti, 2002). C'est le cas par exemple de la réutilisation des friches industrielles. La « *restructuration ou la revitalisation urbaine* » désigne quant à elle « *une intervention sur un quartier qui périlite, et dont on cherche à enrayer la dynamique négative...* » (Badariotti, 2002). Ces interventions sont le fait d'investisseurs tant publics que privés. Elles peuvent concerner par exemple la destruction de bâtiments vétustes et leur remplacement par des bâtiments neufs, des espaces de jeux, des espaces verts ou encore l'élargissement des rues... En France elles s'appliquent notamment dans les « quartiers de tours » construits dans les années 70, aujourd'hui confrontés à de graves problèmes socio-économiques. La revitalisation urbaine peut également concerner les centres anciens, l'objectif est alors d'enrayer le processus de dédensification que subissent de nombreux centres. Dans ce cas, les destructions sont rares et les changements s'opèrent plutôt sous forme de réhabilitation du bâti existant, ce qui modifie peu la morphologie générale des quartiers concernés.

En plus de la recomposition des espaces existants, l'étalement s'accompagne généralement **d'une modification des rapports de densités entre centre et périphérie**. L'analyse des densités apporte une information supplémentaire à celle fournie par l'analyse des formes. Elle permet d'appréhender le « contenu » en plus du « contenant » ce qui amène à considérer l'étalement urbain non plus uniquement en terme d'expansion spatiale mais aussi en terme de redistribution des densités.

Il est largement admis que la plupart des métropoles montrent une décroissance des densités du centre vers la périphérie. La tendance récente est cependant à la diminution des densités centrales, qui s'explique par l'appropriation du centre par des fonctions autres que l'habitat (implantation d'un CBD, de commerces de luxe *etc.*). Ce mécanisme de dédensification des centres a comme source la concurrence pour l'espace central où les prix du foncier sont prohibitifs. De plus, l'étalement urbain a tendance à augmenter les densités périphériques. On assiste ainsi à une redistribution des densités, ce qui ne renverse cependant pas le modèle centre/périphérie (Dureau *et al.*, 2000). Dans le cas des plus grandes villes, l'étalement urbain s'accompagne parfois de l'apparition de villes-satellites qui sont englobées dans la tâche urbaine et qui ont pour effet de créer des « centres secondaires de densité ». Ces centres secondaires modifient les répartitions des densités. Ils sont toutefois rarement en position de concurrencer le centre principal.

Ce constat d'un « creux de densité » centrale a conduit certains auteurs à remettre en cause la notion de densité de population qui, en ne tenant compte uniquement que de la fonction d'habitat, ne traduit pas les réalités des dynamiques urbaines. Pour tenter de pallier à ce problème, Fouchier (1998) propose par exemple un nouvel indicateur : la « *densité urbaine nette* ». Cet indicateur, qui correspond à la somme des habitants et des emplois urbains, a pour objectif de rendre compte d'une réalité urbaine plus complète que celle de la simple densité d'habitants.

Ces considérations générales sur la densité ne doivent pas masquer les différences de densités existantes entre les différentes métropoles. Globalement, les métropoles des pays sous-développés sont plus denses que les métropoles européennes. Les villes nord-américaines montrent quant à elles les plus faibles densités. Allain (2004) illustre ces écarts par l'exemple de trois villes (figure 1.3).

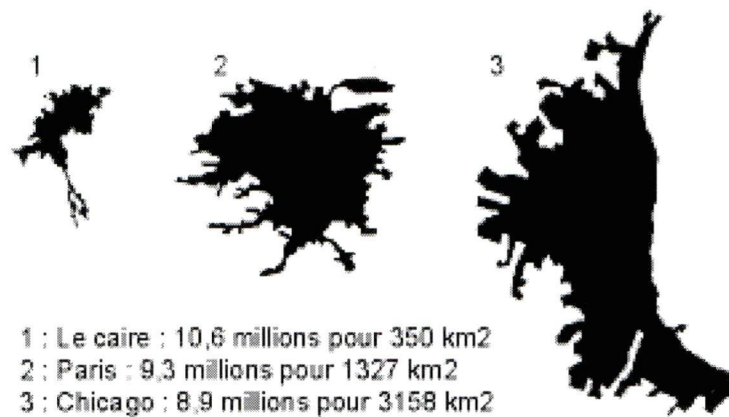


Figure 1.3 - Relation entre le nombre d'habitants et la taille de la ville (Paulet, 2000)

Nous avons montré, dans les sections précédentes, l'évolution des villes depuis leur apparition en s'attardant plus en détails à la métropolisation qui a été principalement analysée à travers les processus de spatialisation et les formes résultantes. Des spécificités et des similitudes ont été mises en avant.

Il ressort de cette analyse que les milieux urbains, plus que tout autre, subissent des changements majeurs, à tel point que le changement peut être considéré comme un élément intrinsèque des milieux urbains. L'analyse urbaine est aujourd'hui indissociable de l'analyse des changements. Fruits des dynamiques urbaines, les changements révèlent les processus. Ils concernent tous les domaines de l'urbain (économique, social, politique, *etc.*) et se traduisent dans l'espace par des changements d'occupation du sol, lesquels modifient les formes, les densités, les types d'organisations, *etc.*

Afin de clarifier notre propos, nous proposons quelques définitions de termes relatifs aux changements des systèmes urbains issus des travaux de Sanders *et al.* (1999). La **dynamique**

traduit tout d'abord le déroulement du fonctionnement d'un système dans le temps. Le terme de **changement** est très général, il réfère à une différence entre deux états sans forcément impliquer une référence au temps. L'**évolution** implique quant à elle « *une suite d'états se succédant au cours du temps* ». Ce terme est de plus associé à l'idée de changements réguliers et graduels. Les termes de **transition** et de **mutation** désignent « *des changements qualitatifs profonds qui impliquent le passage d'un système dont le fonctionnement et l'état ont montré une relative stabilité sur la durée à un autre système dont l'état et le fonctionnement sont appelés également à durer* ». La distinction s'opère au niveau du rythme du changement. La **transition** s'opère « en douceur » alors que la **mutation** traduit un changement plus brusque. Enfin le terme de « bifurcation » est également employé pour caractériser des changements dans la nature même du système ; il s'applique aussi bien aux **mutations** qu'aux **transitions**.

Au niveau de l'organisation spatiale des villes, le principal changement est la généralisation et l'amplification du phénomène d'étalement urbain. Dans les métropoles qui correspondaient au modèle de la ville éclatée, en particulier dans les villes nord-américaines, ce changement peut être défini comme une évolution, puisqu'il correspond à la continuation, souvent amplifiée d'un phénomène existant. Par contre, dans les métropoles dites compactes (essentiellement les métropoles européennes et asiatiques), il peut être identifié comme une mutation des dynamiques urbaines. Cependant, qu'il soit considéré comme une évolution ou comme une mutation, le phénomène de l'étalement urbain a partout des conséquences sur les hommes et les activités. Celles-ci seront brièvement étudiées dans la section suivante.

1.2.4 Les conséquences de l'étalement urbain

Les conséquences de l'étalement urbain sont multiples, elles concernent les domaines social et environnemental, eux-mêmes directement liés aux domaines économiques. Elles varient selon les pays, les types d'environnement ou de populations concernées. L'objectif de cette section n'est pas de traiter en détail des conséquences de l'étalement urbain mais simplement d'en faire une brève synthèse. Nous distinguons deux principaux types de conséquences : les conséquences sociales et les conséquences environnementales. Dans le cas des conséquences sociales, nous distinguerons les villes des pays développés de celles des villes des PVD.

Pour une partie des populations des métropoles des villes développées, l'étalement urbain se traduit tout d'abord par une amélioration du cadre de vie et l'accession à la propriété individuelle. Cette accession a d'ailleurs été identifiée comme un moteur de l'expansion spatiale des métropoles. Cependant, si l'accession à la propriété ne peut être contestée, l'amélioration du cadre de vie est moins évidente. Dans bien des cas, l'ampleur de la péri-urbanisation a en effet largement dégradé les paysages péri-urbains qui se retrouvent « victimes de leur succès ».

D'autres effets négatifs s'ajoutent dont le plus évident est l'augmentation des flux de transport qui se traduit pour les populations par une augmentation des temps de transport (augmentation des distances domicile/travail associée aux problèmes de congestion du trafic) mais également par des coûts supplémentaires (achat d'un second véhicule familial, augmentation des charges dues à la construction des infrastructures...) et par une augmentation des nuisances sonores et environnementales. L'augmentation du trafic a de plus des conséquences directes sur la santé publique avec l'augmentation de la pollution urbaine. D'une manière générale, l'étalement urbain associé au zonage des activités provoquent un changement dans les modes d'habitation et de consommation qui augmentent le trafic urbain même si les politiques publiques tentent de le limiter à l'aide des transports en commun.

D'autres conséquences moins évidentes peuvent être notées. On peut citer la diminution du sentiment d'appartenance à la ville, ce qui a pour effet de diminuer la cohésion sociale. Le cas le plus flagrant est la construction, loin des villes, des grands ensembles sociaux. La ségrégation spatiale liée aux conditions sociales et/ou ethniques des populations est alors accentuée par l'éloignement au centre, ce qui contribue à l'exclusion des populations concernées, d'autant plus que ces dernières bénéficient plus rarement de moyens de transports individuels.

Dans les villes des PVD, le moteur de l'exode rural est bien souvent l'amélioration des conditions de vie. La diversité et la complexité des situations nous interdisent de dire si cette amélioration est effective ou non. Il apparaît cependant, que les villes ne sont bien souvent pas en mesure de répondre à l'arrivée massive des populations, ce qui entraîne toute une série de problèmes socio-économiques (marginalisation des populations défavorisées, pauvreté, habitats précaires, etc.). Il semble aujourd'hui évident qu'à l'intérieur des grandes métropoles l'étalement a de nombreuses conséquences négatives. D'une manière générale, la concentration des hommes et des activités dans les milieux urbains provoque une augmentation des risques pour les populations (Roux-Caillebot, 2004). Ces risques existent aussi dans les villes des pays développés mais dans des proportions beaucoup plus faibles.

Différents processus liés à l'étalement urbain des villes ont pour conséquence d'augmenter les risques potentiels. Le premier d'entre eux est la construction informelle d'habitats dans des zones directement exposées aux risques, qu'ils soient naturels (éboulement, inondations), industriels (proximité d'industries dangereuses) ou sanitaires (proximité de décharges publiques, de zones de stockage de déchets). Le second concerne plus spécifiquement les risques sanitaires, il est relié au manque d'équipements sanitaires dans les zones périphériques, notamment la distribution d'eau potable et le traitement des eaux usées. Dans les PVD, l'amélioration des conditions d'alimentation et de traitement des eaux a en effet « *peu concernée les zones périurbaines ...qui*

connaissent pourtant les plus forts taux de croissance, et regroupent les populations les plus démunies » (Jaugay, 1994).

Les conséquences environnementales de l'étalement urbain sont nombreuses et se situent à différentes échelles. À l'échelle locale ou régionale on peut citer l'augmentation de la pollution de l'air due à l'augmentation du trafic. La qualité des eaux peut être affectée par la contamination des sols. L'étalement urbain a également comme effet la dégradation des écosystèmes environnants. Ces effets se retrouvent à des degrés divers dans de nombreuses métropoles (Dogan et Kasarda, 1988).

À l'échelle globale, la pollution urbaine participe à l'élévation des taux de pollution menant à l'augmentation de l'effet de serre (Barnes *et al.*, 2002) ainsi qu'à la diminution des ressources naturelles. L'étalement urbain se fait en effet au dépend de l'agriculture, des forêts, des zones naturelle, *etc.* Il nécessite de plus la consommation de nombreuses matières premières et énergies.

L'analyse des conséquences de l'étalement urbain menée ci-dessus est loin d'être exhaustive. Elle met cependant en lumière des problèmes sociaux, sanitaires et environnementaux dont les conséquences dépassent les limites des métropoles.

La stagnation relative de l'augmentation du nombre de citoyens ne doit pas masquer l'ampleur du phénomène. Pour la première fois dans l'histoire de l'humanité, la population urbaine devrait atteindre 50 % de la population mondiale en 2007 (United Nation, 2005) et la croissance devrait toucher plus spécifiquement les PVD.

La ville éclatée apparaît alors comme « *gaspilleuse et peu efficace, vivant au-dessus de ses moyens présents, et dévorant les ressources des générations futures, comme atteintes d'une grave pathologie de l'emballage* » (Beaucire, 2000) et on pourrait rajouter de l'étalement...

La gestion du phénomène urbain et de ses conséquences sociales et environnementales est selon nous un des défis majeurs de ce siècle. Le choix du type de gestion et de planification implique obligatoirement un positionnement idéologique permettant de cadrer les débats politiques et les actions publiques. Nous avons choisi celui proposé par le principe du *développement durable* défini en 1987 par Madame Gro Harlem Brundtland, premier ministre norvégien comme « *un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre aux leurs* » (www.otua.org, 2005). Le développement durable repose sur trois fondements (Antoni, 2003) : « *le développement économique qui organise la production des richesses et crée les conditions de la prospérité, la cohésion sociale, qui passe par la solidarité, et permet une répartition équitable des richesses produites et la protection de l'environnement qui permet de ménager les ressources dont nous disposons et d'assurer la pérennité du monde dans lequel nous vivons* ». Les liens entre les trois « pôles » du développement durable sont bien

mis en évidence par Rouxel et Rist (2001) qui en proposent une représentation schématique (figure 1.4).

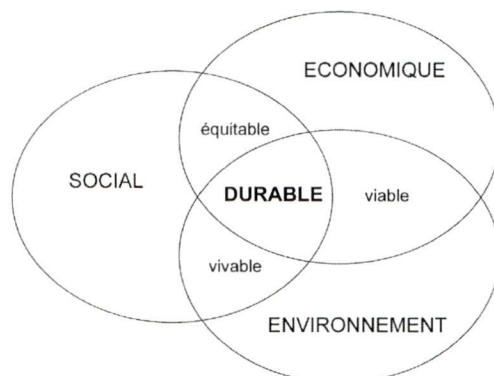


Figure 1.4 - Le développement durable : un lien entre le social, l'économie et l'environnement (Rouxel et Rist, 2001)

1.2.5 Synthèse

Les sections précédentes ont analysé de manière descriptive le développement du phénomène d'urbanisation et plus précisément sa manifestation la plus extrême : la métropolisation. Nous avons montré que la relative stagnation de la croissance de la population ne stoppait en rien le phénomène d'étalement des villes. Les processus en cause ont été analysés ainsi que leurs conséquences sociales et environnementales.

Il est apparu que la gestion spatiale actuelle des métropoles a du mal à répondre aux principes du développement durable. L'expansion des villes peut entraîner des risques pour les populations et les écosystèmes. À partir d'un tel constat, l'approfondissement des connaissances scientifiques, quelles soient théoriques ou pratiques, semble essentiel pour aider, d'une part, à la prise de conscience des citoyens et des politiques et, d'autre part, au perfectionnement des outils de gestion et de planification urbaine.

Ce constat nous amène à positionner notre recherche dans le cadre général de *l'amélioration des outils géographiques (théoriques ou pratiques) d'analyse, de gestion et de planification urbaine*. La section suivante sera consacrée à la présentation des concepts, des théories et des modèles géographiques liés à la conception des outils géographiques.

1.3 Les outils géographiques d'analyse urbaine : positionnement conceptuel, théorique et méthodologique

Les sections précédentes ont montré la nécessité pour les scientifiques de pousser plus en avant leurs connaissances de la ville dans le double objectif de sensibiliser les habitants et les décideurs

aux conséquences néfastes du développement urbain actuel et de fournir des outils d'aide à la gestion et à la planification urbaine.

La ville est un objet polysémique, ses différentes facettes sont étudiées par les urbanistes, les ingénieurs, les sociologues, les historiens, les économistes, les cognitivistes, les psychologues et bien sûr par les géographes. Elle est imaginée, rêvée, décrite et représentée par les peintres, les poètes, les écrivains, les sculpteurs...

La question qui se pose alors pour les géographes est : « *qu'est-ce que la géographie a à dire sur la ville et comment s'y prend-elle* »? Pour tenter de répondre du moins partiellement à ces questions, nous définirons tout d'abord le cadre disciplinaire de la géographie urbaine et, à l'intérieur de celui-ci, les choix conceptuels et méthodologiques qui seront adoptés dans ce travail. Cette section ne prétend pas à l'exhaustivité, seuls les points qui nous paraissent essentiels pour le positionnement de notre recherche seront présentés.

Pour P. George (1996), l'objet de la géographie est « *de déceler et, dans la mesure du possible, d'évaluer la nature et l'intensité des rapports et relations qui caractérisent et conditionnent la vie des groupes humains. Ces rapports et relations sont définis dans des cadres spatiaux de dimensions hiérarchisées, à l'échelle planétaire (géographie générale), à l'échelle continentale ou subcontinentale (géographie zonale ou régionale) et à l'échelle locale (géographie locale, régionale ou urbaine). Ils procèdent de deux ordres de données d'essence différente, celles qui ressortent du milieu naturel (géographie physique) et celles qui rassemblent les effets cumulés et les effets actuels de la présence des hommes et des multiples formes de l'action humaine (géographie humaine)*. Brunet et al. (1997) définissent plus simplement la géographie comme « *l'une des sciences des phénomènes de société qui a pour objet la connaissance de cette œuvre humaine qu'est la production et l'organisation de l'espace* ». Pour Clark (1985), la géographie est « *the branch of knowledge concerned with the study of the material and human phenomena in the space accessible to human being and their instruments, especially the pattern of, and variation in, their distribution in that space, on all scales, in the past or present* ». La géographie est finalement définie par Levy et Lussault, (2003) comme la « *science qui a pour objet l'espace des sociétés, la dimension spatiale du social* ».

Ces définitions donnent un éclairage sur la notion de ville vue par les géographes. L'organisation spatiale apparaît clairement, aux vues de ces définitions, comme un des objets d'étude privilégiés du géographe. Le concept de ville est alors lié à l'organisation spatiale des villes qui se distinguent par la densité et la diversité. Levy (2000) définit la ville comme « *une configuration géographique particulière, fondée sur la coprésence et permettant de limiter, au même titre que les transports et les communications, les obstacles opposés par la distance à l'interaction*

sociale. Le couple densité plus diversité (le maximum de « choses sociales » différentes dans le minimum d'étendue) constitue ainsi un bon résumé de l'urbanité... ».

Dans l'analyse géographique des villes, deux démarches peuvent être dissociées. La première considère les villes comme des éléments d'un réseau de villes et s'intéresse de ce fait plus aux relations, aux hiérarchies existant entre les différentes villes qu'à leur fonctionnement interne. La seconde démarche privilégie une approche de la ville comme « entité autonome » en s'intéressant plus spécifiquement à son organisation interne et à son fonctionnement. Dans ce travail, nous privilégierons l'approche individuelle de la ville qui est, selon nous, la plus proche de nos questionnements.

La complexité de la ville a conduit de nombreux géographes à l'étudier à travers une *vision systémique* de la ville. Cette approche se base sur la théorie des systèmes qui définit un système comme « *un ensemble complexe formé de composants distincts reliés entre eux par un certain nombre de relations. Les composants eux-mêmes peuvent être des sous-systèmes, le système est donc un ensemble de sous-systèmes. Un système est plus complexe que ses parties* » (Beaujeu-Garnier, 1995).

La ville devient alors « *un gigantesque système destiné à permettre la maximisation de la fonction de communication et d'échanges sociaux* » (Claval, 1981). Dans l'application à l'étude des villes, c'est l'intensité, la nature et la complexité des interrelations qui sont mises de l'avant par l'analyse des principes dynamiques d'action/rétroaction entre les différents éléments (physiques, humains, relationnels...) du système. Par cette approche, nous sommes « *conduit à envisager non pas seulement des caractéristiques juxtaposées ou même liées de manière linéaire...mais à diviser l'approche en trois niveaux : la structure statique, les relations fonctionnelles et le processus dynamique* » (Beaujeu-Garnier, 1995). Ainsi, le doublement d'une voie de circulation allant du centre en zone périurbaine aura pour effet, dans un premier temps, d'alléger le trafic et donc de diminuer les temps de transport. Cela influencera le choix de localisation des habitants dans les zones desservies par cet axe de transport, ce qui augmentera l'étalement urbain, les prix du terrain, et pourra poser des problèmes environnementaux, mais également des problèmes de congestion des transports dus à l'augmentation du nombre de migrations pendulaires, etc.

La vision systémique permet donc d'améliorer, à travers le processus de formalisation, la compréhension du fonctionnement d'une ville, mais aussi de simuler des schémas d'évolutions possibles en faisant varier des paramètres en fonction de différents scénarios.

Bien sûr, pour les géographes, la ville est vue plus spécifiquement comme un système spatial ou spatialisé, ce qui signifie qu'il « *se rapporte à des systèmes dont la définition et le fonctionnement accordent un rôle clé à l'espace géographique* » (Sanders et al., 1999).

1.3.1 Les modèles d'organisation spatiale des villes

Différentes théories ont été élaborées pour tenter d'expliquer les différenciations spatiales internes aux villes. Les géographes se sont inspirés de deux principales disciplines (économie et écologie urbaine) qui ont donné lieux à différents modèles.

Les modèles sont définis par Brunet *et al.* (1997) comme « *des représentations formalisées et épurées de la réalité* ». Leur objectif est de représenter une réalité simplifiée afin de la rendre plus compréhensible. Les modèles urbains cherchent à expliquer et à représenter l'organisation spatiale des villes à travers l'existence de processus sous-jacent (attractivité du centre, rôle du foncier, ségrégation sociale...).

Les *modèles économiques* urbains ont pour base commune les travaux d'Alonso (1964) qui expliquent les localisations des ménages à partir de la distance au centre et de la rente foncière. Les ménages cherchent à habiter le plus proche possible du centre-ville (qui abrite les emplois) afin de minimiser les coûts de transport. Cependant, la rente foncière augmente également au fur et à mesure que la distance au centre diminue. Ce mécanisme aboutit à un ordonnancement de la localisation des ménages du centre vers la périphérie en fonction de leurs revenus. À partir de ce processus élémentaire on peut introduire d'autres acteurs, en particulier les commerces et les industries qui entrent en jeu dans le système de concurrence ; l'évolution de la rente est alors fonction du type d'acteurs (figure 1.5). Ce modèle explique la répartition des hommes et des activités à partir de la distance au centre et de la rente ; en ce sens il peut être représenté par des cercles concentriques ou une simple droite (figure 1.5).

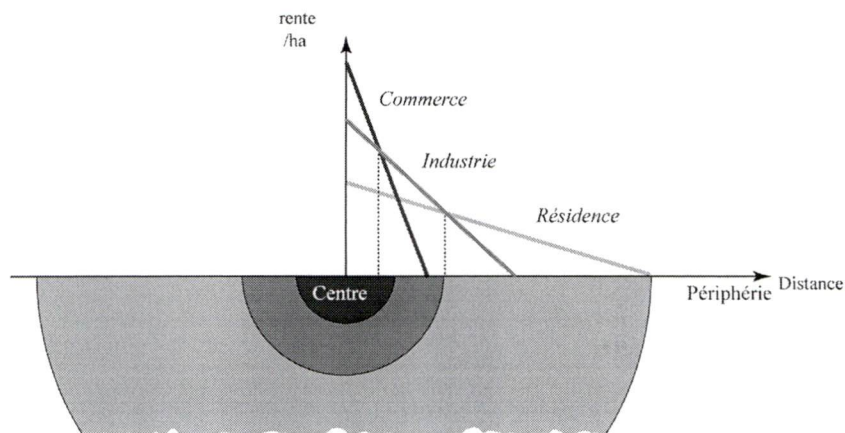


Figure 1.5 - Répartition du sol entre trois types d'activités, d'après Alonso 1964
(modifié de Meyer, 2005)

Des extensions ont ensuite été apportées au modèle en introduisant, par exemple, la congestion des transports, la qualité du cadre de vie qui peuvent avoir des effets sur la rente foncière ou le polycentrisme...

L'écologie urbaine issue de « l'école sociologique de Chicago » considère « *la ville comme un laboratoire social où l'on peut, en recourant à des méthodes inspirées de l'ethnologie et de la psychologie sociale, analyser les relations entre groupes sociaux et espace urbain et en déduire des modèles à la fois descriptifs et explicatifs* » (George et Verger, 1970). L'école sociologique de Chicago a abordé les répartitions spatiales urbaines à partir de concepts issus de l'écologie animale ou végétale, en particulier les concepts de compétition et de territorialisation. Les principaux modèles issus de l'écologie urbaine sont le modèle polycentrique de Burgess, le modèle sectoriel de Hoyt et le modèle polynucléaire de Harris et Ullman (figure 1.6).

Le modèle polycentrique de Burgess se base sur le postulat de l'extension de la ville du centre vers la périphérie. Comme les modèles économiques précédemment présentés, il met en évidence le rôle du foncier dans la répartition des habitants et des activités. Le modèle Burgess met également l'accent sur les modes de vie et en particulier sur le statut familial, qui influence les stratégies résidentielles (la distance au centre augmente avec la taille des ménages).

Le modèle sectoriel de Hoyt introduit la notion d'accessibilité en privilégiant le rôle des voies de communication dans la répartition des hommes et des activités. Hoyt (1939) considère que les villes se développent selon un schéma sectoriel défini à partir du centre par les voies de communication. Les ménages cherchent les zones dont l'accessibilité au centre est la meilleure. Les industries se localisent quant à elles plutôt le long des axes de communication. Les prix du foncier ne varient plus en fonction de la simple distance au centre mais en fonction de son accessibilité. Les notions de qualité de vie sont également prises en compte.

Le modèle polynucléaire de Harris et Ullman part de l'existence de noyaux multiples caractérisés par leurs fonctions et organisés par les axes de transport. Certains noyaux s'attirent, d'autres se repoussent, le tout en tenant compte des caractéristiques du site. La fonction d'habitation sera par exemple attirée par la fonction commerciale mais repoussée par la fonction industrielle.

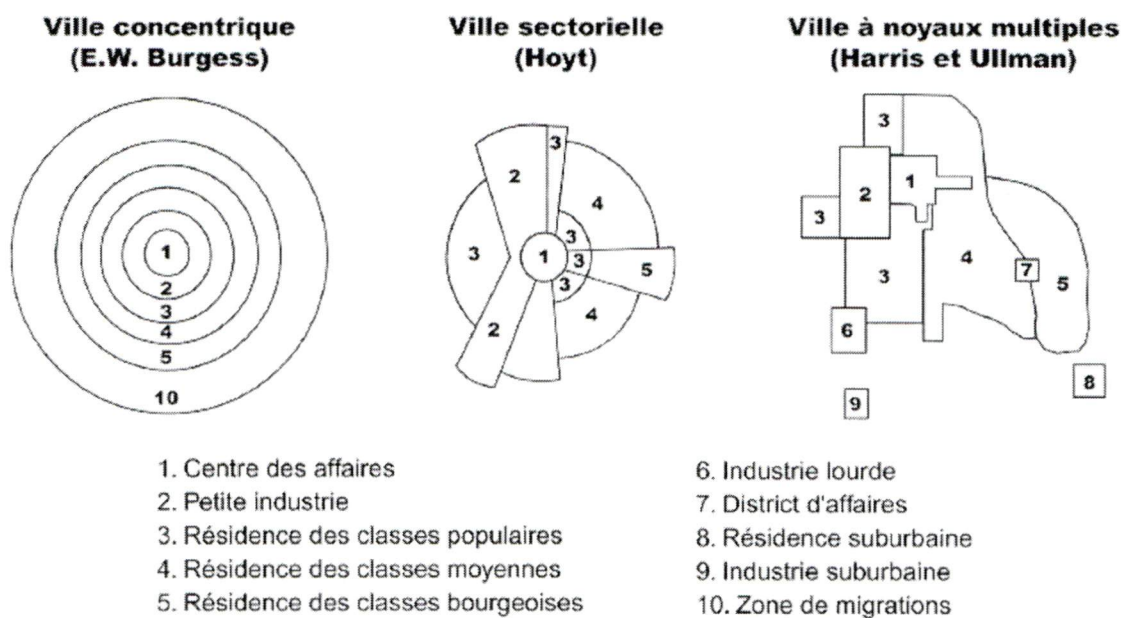


Figure 1.6 - Trois modèles de structure urbaine (Beaujeu-Garnier, 1995)

Les modèles de l'écologie urbaine ont ensuite évolué, notamment à travers un changement dans les choix des variables explicatives. Dans les études récentes, ces choix ne sont plus opérés à partir de constructions théoriques mais d'analyses statistiques (Bailly et Beguin, 1996). Le principe de ces « méthodes d'analyses multivariées » est de faire ressortir, à partir d'une série de variables « *a priori* » introduites dans l'analyse, les variables explicatives du phénomène étudié. Dans le cas de l'analyse factorielle urbaine, ces variables sont groupées en « facteurs » représentant des « niveaux » d'information pertinents (les variables appartenant à un même facteur sont fortement corrélées entre elles). Ce type de méthode appliquée à la répartition des individus dans une ville met par exemple en avant trois principaux éléments explicatifs : le statut socio-économique (classes sociales), le statut familial et le statut ethnique. La superposition des trois types de répartition (figure 1.7) explique alors la répartition des habitants (Bailly et Beguin, 1996).

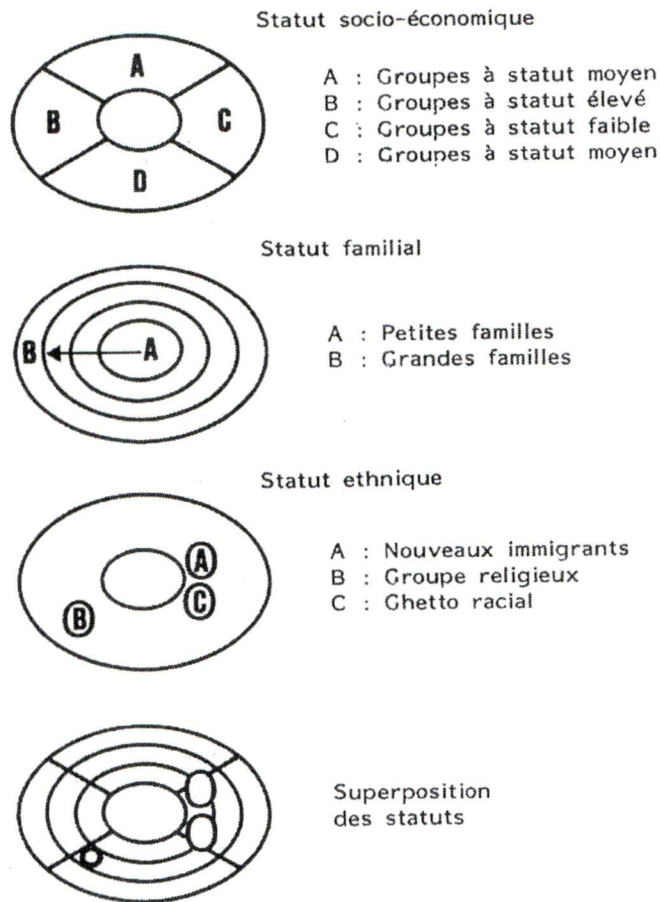


Figure 1.7 - Structure écologique urbaine (Bailly et Beguin, 1996)

Il apparaît, aux vues de cette brève présentation, que les modèles économiques et géographiques se distinguent principalement par leurs objectifs. Si « *l'espace réel est à la source et aux débouchés des modèles urbains de l'analyse spatiale* » (Gilli, 2001) il ne sert que de support aux modèles économiques.

1.3.2 Intégrer les dynamiques spatiales

La présentation opérée ci-dessus est loin d'être complète, elle illustre cependant les bases des principales approches théoriques utilisées en géographie pour modéliser l'organisation spatiale urbaine. Les modèles présentés apparaissent cependant statiques, « *la recherche de l'explication porte sur les structures, beaucoup plus rarement sur les modalités de changements* » (Pumain, 1997).

En géographie, l'intégration et la simulation¹ des dynamiques urbaines se font à partir de deux types de modèles : les modèles analytiques, qui cherchent à simuler les évolutions à travers la résolution d'équations, et les modèles dynamiques spatiaux, qui travaillent directement à partir de l'espace. Le positionnement de notre recherche nous amène à nous intéresser plus spécifiquement à ces derniers.

En travaillant directement à partir de l'espace, les modèles dynamiques spatiaux répondent non seulement aux besoins théoriques mais également aux besoins de gestion et de planification, en particulier à travers la simulation spatiale. Dans ces modèles, les dynamiques urbaines sont perçues comme des conséquences directes des actions individuelles ou collectives, publiques ou privées interagissant dans le temps et dans l'espace (Barredo *et al.*, 2003). Les choix de localisation ne sont plus « *exprimés sous forme de lois basées sur des équations mais sous forme de règles élémentaires, qui, associées et combinées selon une syntaxe définie, reproduisent la réalité et la complexité* » (Dubois *et al.*, 1997). Ces modèles sont liés aux notions d'*agents* que nous définirons ici comme « *des entités autonomes qui perçoivent et agissent sur leur environnement* » et d'*auto-organisation* définie par Lévy et Lussault (2003) comme « *un processus par lequel un ensemble d'éléments interagissant les uns avec les autres produisent une organisation qui tend à se maintenir sur une certaine durée, sans qu'il n'y ait volonté de produire cette organisation* ». La modélisation comme la formalisation sont restreintes au domaine spatial (Longley and Mesev, 2000) et se basent principalement sur l'occupation et l'utilisation du sol et sur les réseaux de transports (Batty *et al.*, 1999). D'un point de vue pratique, différents facteurs de localisation ont été identifiés parmi lesquels on peut citer (Barredo, 2003) : les **caractéristiques de l'environnement** qui contraignent plus ou moins fortement le processus de croissance (pente..); les **caractéristiques du voisinage à l'échelle locale** (il s'agit ici du type d'occupation et d'utilisation du sol présent dans le voisinage de la zone considérée) ; les **caractéristiques liées à l'accessibilité** et/ou à la distance; les **politiques de planification** et les facteurs **relatifs aux comportements individuels**.

Le développement des modèles de localisation spatiale est associé à la nécessité de compréhension des dynamiques urbaines. Depuis ces 15 dernières années, les modèles dynamiques de simulation (automates cellulaires et systèmes multi-agents) tentent de répondre à l'augmentation des besoins opérationnels en terme de gestion et de planification, en particulier à

¹ Nous définirons ce terme comme « *la représentation artificielle d'un phénomène, d'une variation, voire d'un avenir possible* » (Brunet *et al.*, 1997). La géographie utilise des outils de simulation spatiale pour observer ce qui est censé se passer en fonction de l'introduction de différentes variables. Ces outils sont généralement moins rigoureux au niveau théorique que les modèles, leur objectif est de se rapprocher de la réalité (Lévy et Lussault., 2003).

travers la simulation spatiale. Leur développement est lié à celui des outils informatiques d'analyse spatiale, en particulier les Systèmes d'Information Géographique (SIG).

1.3.2.1 Les systèmes multi-agents

L'approche multi-agents est issue des travaux de l'intelligence artificielle. Cette approche consiste à décrire, modéliser, analyser et éventuellement simuler des systèmes plus ou moins complexes. Les systèmes multi-agents sont « *composés d'un grand nombre d'entités autonomes, nommées agents, qui ont un comportement collectif qui permet d'atteindre une fonction désirée* » (Ferber, 1995). Les agents sont identifiés par un état (agents descripteurs quantitatifs, qualitatifs ou symboliques) et une évolution. Ils peuvent interagir simultanément entre eux, mais aussi avec un ensemble de données et de processus extérieurs : l'environnement. Les agents sont structurés au sein d'une organisation qui peut être spécifiée explicitement par leurs rôles et leurs interactions ou émerger au cours du processus, et constituer ainsi une information complémentaire produite par le système. Ils sont utilisés en géographie pour différentes applications, en particulier la résolution de problèmes de mobilité, la simulation et la gestion de l'expansion urbaine (Ferrand, 2000).

1.3.2.2 Les automates cellulaires

Les automates cellulaires sont constitués d'un ensemble de cellules représentant des portions de l'espace terrestre (les cellules sont ici les agents). Les automates cellulaires relèvent donc clairement d'une approche spatiale (Vanbergue and Drogoul, 2002), ils sont basés sur le principe de la concurrence spatiale (Dubos-Paillard, 2003). Des « états » initiaux (par exemple, des types d'occupation du sol) sont affectés à ces cellules. Des règles de transition sont ensuite définies. Les changements d'état des cellules s'opèrent en fonction des règles de transition dans un voisinage préalablement délimité. Les automates cellulaires sont ainsi capables de produire et de simuler des processus spatiaux montrant toutes les caractéristiques de la complexité (Batty *et al.*, 1999 ; Couclelis, 1997 ; Longley and Mesev, 2000). Les automates cellulaires présentent également l'avantage de pouvoir être « couplés » avec des SIG qui fonctionnent également en mode « raster ». Cela permet de plus une indépendance par rapport à la configuration géométrique des données de base (Batty *et al.*, 1999). Ils peuvent également être couplés à des systèmes multi-agents (Banos *et al.*, 2005).

1.3.2.3 Les Systèmes d'information géographique

Les Systèmes d'information géographique sont définis par la « Fédéral Interagency Coordinating Comitee » (USA) comme « *des systèmes composés de matériels, de logiciels et de procédures qui*

permettent d'acquérir, de gérer, de manipuler, d'analyser, de présenter et d'afficher les données géoréférencées ». Ce sont les outils « phares » de la géomatique, leur utilisation dépasse largement de cadre de la simulation spatiale. Ce sont les outils de gestion privilégiés des collectivités locales ou territoriales¹. Leur utilisation va de la gestion des réseaux (voirie, gaz..) ou des espaces verts à la planification urbaine, en passant par les opérations de réhabilitation, restructuration *etc.* La généralisation de l'utilisation des SIG a bouleversé depuis quelques décennies les méthodes de gestion et de planification urbaine. Cette question n'est pas traitée ici en détail, les lecteurs intéressés par ces questions peuvent se référer à ces auteurs : Steinberg et Husser,(1988) ; Pantazis et Donnay,(1996) ; Pornon, (1992)

1.3.2.4 Les besoins en informations géographiques

Les outils d'aide à la décision, en particulier les SIG, s'appuient sur des informations qui « *font référence à la description d'objets, d'événements, de phénomènes spatialement référencés par rapport à la surface de la terre* » et que l'on nomme « *informations géographiques* » (Livre Blanc, 1998). L'intégration des informations géographiques permet de constituer une « base spatiale » à partir de laquelle les autres informations (statistiques, descriptives...) pourront être incorporées.

Le manque d'informations géographiques ou leur qualité (cette notion sera définie postérieurement) apparaît comme une des limites à l'utilisation des outils opérationnels (Bishop *et al.* 2002 ; Sowmya et Dowman, 2000 ; Wise, 1999). Cette limitation est perçue dans le cas d'applications spécifiques comme la gestion des risques (Cutter, 2003), l'environnement (Leão *et al.*, 2004), l'analyse des sols (Wise, 1999), la santé (Deshande *et al.*,2004)...et, bien sûr, la gestion et planification urbaine (Antrop, 2004, Puissant et Weber. (1999) ; Baudot, 2001 ; Longley, 2000 ; Donnay, 1997).

Puissant et Weber. (1999) mettent en relation la demande croissante en informations spatiales avec « *l'utilisation croissante des SIG dans le domaine de l'aménagement du territoire et de l'urbanisme* ». Antrop (2004) met l'accent sur la difficulté d'obtenir des données fiables pour la planification urbaine en raison de l'inadaptation des unités statistiques et des rythmes de l'expansion urbaine. Dans le même ordre d'idée, Donnay (1997) parle du besoin « *de définir des unités de recensement comparable* » à l'échelle européenne pour les analyses urbaines menées à l'échelle supranationale. Longley (2000) identifie quant à lui deux limites « pratiques » à la modélisation spatiale dynamique à partir des automates cellulaires : le type de données

¹ Dans certains cas, en particulier dans les PVD, la gestion et la planification urbaine peuvent être des compétences de l'État ou des grandes organisations internationales.

disponibles et leur qualité ainsi que l'imparfaite substitution des indicateurs socio-économiques au fonctionnement du système. Pour ce même auteur, la qualité supérieure des données et de leur infrastructure peut mener à une meilleure description et donc à une meilleure construction théorique sur les systèmes urbains.

Lummaux (1998) pour sa part met en avant non pas uniquement le manque d'informations (l'auteur ne traite pas spécifiquement de l'information géographique), mais plutôt des problèmes d'échanges et de circulation de ces dernières.

Cette question de la disponibilité des données est d'autant plus importante dans les PVD. Baudot (2001) explique qu'une information précise et fiable sur les milieux urbains dans les villes des pays en voie de développement est indispensable à l'élaboration de diagnostics. Haggett (1973) allait jusqu'à affirmer que l'information disponible est inégale selon les pays « *au point qu'il semble exister une liaison directe entre développement économique et information* ». Dureau *et al.* (1989) mettent également en avant l'absence de base spatiale de sondage « *complète et à jour* » dans les villes en voie de développement. Enfin, les problèmes d'accès à des données spatiales « pertinentes » associés à l'insuffisance de qualification sont désignées par Bishop *et al.* (2002) comme des restrictions importantes pour l'utilisation des SIG dans les pays en voie de développement.

1.3.3 Synthèse

Nous avons précédemment positionné notre recherche dans le cadre de l'amélioration des outils géographiques (théoriques et pratiques) d'analyse des milieux urbains. À partir de ce positionnement, nous avons défini les concepts, les théories et les méthodes auxquels nous nous référons.

Nous avons ensuite présenté brièvement les principaux outils géographiques de gestion et de planification urbaine à savoir les S.I.G, les automates cellulaires et les systèmes multi-agents (l'utilisation actuelle des automates cellulaires et des systèmes multi-agents est cependant essentiellement restreinte au domaine de la recherche). Il est apparu qu'une des limites actuelles de l'opérationnalité de ces outils était la carence en informations géographiques et/ou une insuffisance de la qualité de ces dernières. Ces problèmes sont accentués dans le cas des villes du Sud.

À partir de ce constat, nous posons comme hypothèse de recherche que ***l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations géographiques peut augmenter les performances des outils géographiques de gestion et de planification urbaine, cela aussi bien dans les villes des pays développés que dans celles des PVD.***

Nous nous intéresserons donc maintenant à l'information et aux données géographiques. Il faut en premier lieu différencier les notions *d'information* et de *données*. Pour ce faire, nous nous référerons à Puissant (2003) qui définit l'information comme « *le résultat d'un processus, obtenu à partir de données dites « brutes » acquises sur un objet, une surface, un phénomène, puis mises en forme, structurées dans une base de données et enfin analysées, exploitées par un utilisateur* ».

L'intégration des données dans un outil d'analyse spatial nécessite au préalable de se poser les questions suivantes : quelles sont les données pertinentes à intégrer et sous quelles formes (avec quel degré de simplification) les représenter ? La réponse à ces questions se fait par le biais de la formalisation de l'information.

1.4 La formalisation de l'information géographique.

La formalisation est définie par Lévy et Lussault. (2003) comme « *la démarche qui consiste à présenter une théorie scientifique à l'aide d'un système formel, c'est-à-dire d'un cadre méthodologique visant la cohérence des propositions, qui définit avec précision le langage utilisé et les règles de démonstration ; en contradiction avec le principe de la non-contradiction des énoncés* ». À partir de cette définition, deux niveaux de formalisation peuvent être distingués, celui de la formalisation de la théorie et celui de la formalisation du langage, les deux étant bien entendu liés. Le premier niveau de formalisation touche l'élaboration des théories et des modèles, il a fait l'objet de la section précédente.

Dans cette section, nous nous intéresserons au second niveau qui concerne la formalisation du langage. Pour ce faire, nous accepterons la définition de Brunet *et al.* (1997) qui définissent la formalisation comme « *la mise en forme d'une proposition, par le choix attentif des mots ou des signes propres et la réduction à l'essentiel (éventuellement, mais non nécessairement, à l'aide de formules et de symboles convenus et explicites)* ».

La formalisation de l'information géographique implique, selon nous, d'identifier et de définir les **informations d'intérêt** mais également les **éléments de caractérisation** de ces informations le tout se faisant en fonction de **l'échelle d'analyse**.

1.4.1 L'échelle d'analyse

L'analyse des formes urbaines est tout d'abord à mettre en relation avec la notion d'échelle spatiale définie comme « *le rapport de taille entre les réalités géographiques* » (Lévy et Lussault, 2003) qui est indissociable de toute analyse géographique. Le choix de l'échelle est déterminé par la taille de la zone d'analyse et par le type de phénomène à étudier. La « lisibilité » des phénomènes géographiques est en effet en rapport avec l'échelle (Quattrochi and Goodchild, 1997).

; Cao and Lam, 1997). L'échelle détermine également le niveau de détail de l'information. On observe par exemple sur la figure 1.8 qui montre des représentations de la ville Strasbourg à des échelles allant du 1/250 000^{ème} au 1/4 000^{ème} que, plus l'échelle est grande, plus la zone considérée est petite et plus le niveau de détail est fin.

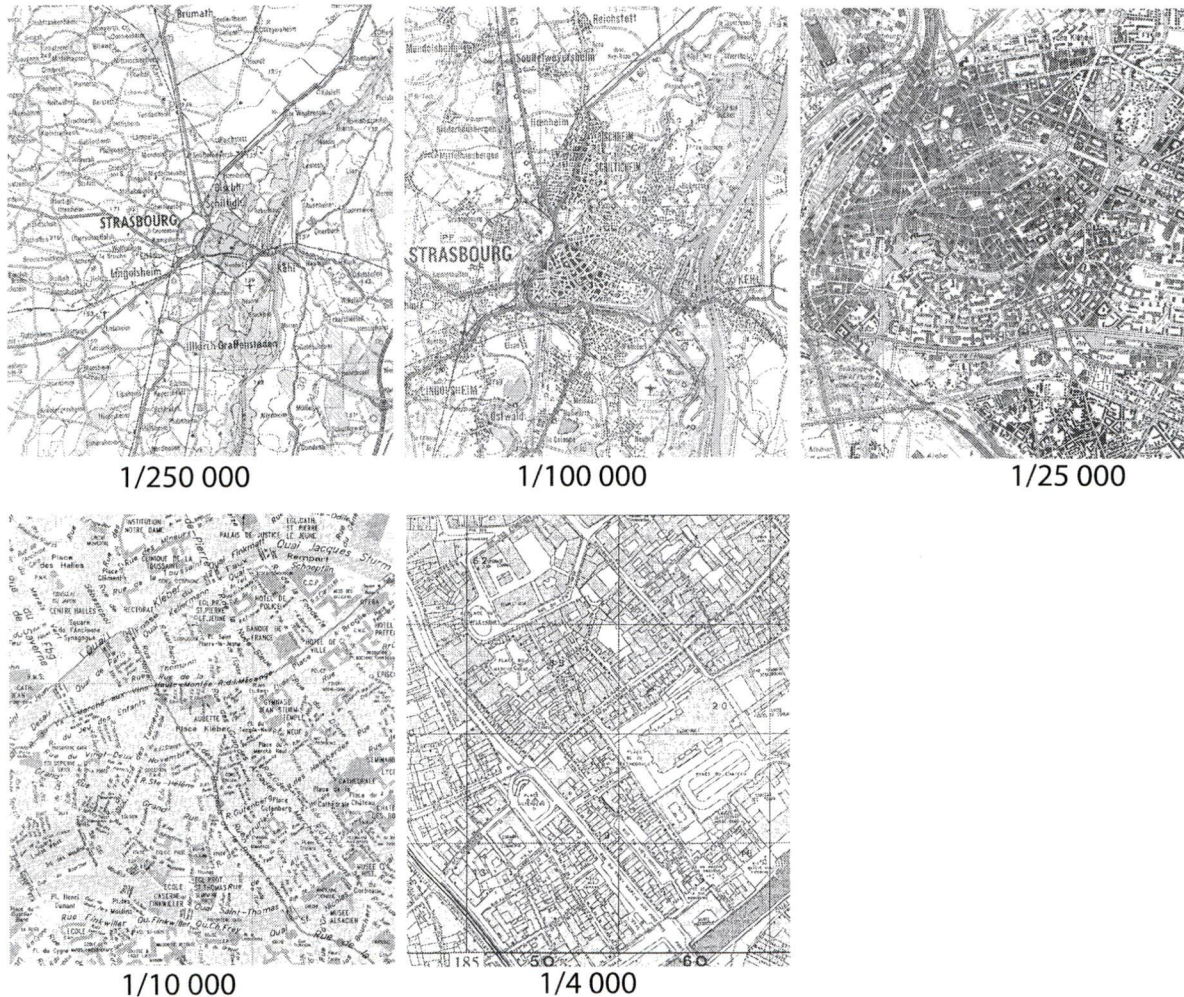


Figure 1.8 - Différentes échelles de représentation de la ville de Strasbourg (sources : Carte IGN 1/250 000 ; 1/100 000 ; 1/25 000 ; 1/10 000, atlas géographique de Strasbourg)

Ainsi, pour les milieux urbains, il est possible d'associer aux différents niveaux d'échelle à différents niveaux d'hétérogénéité.

À l'échelle de la ville, on trouve différents « quartiers » (centre, habitat résidentiel périphérique, zone industrielle...) relativement homogènes dans les types d'objets urbains¹ qui les composent, leur densité et leur organisation spatiale. Un quartier est subdivisé en différents îlots¹ eux-mêmes composés d'objets urbains (routes, bâtiments, espaces verts...). Certains quartiers d'habitat

montrent des bâtiments quasi identiques, organisés de manière régulière (cités ouvrières, lotissements périphériques), alors que d'autres seront beaucoup plus hétérogènes. Chacun des objets urbains est lui-même composé de différents éléments. La toiture d'un immeuble supporte par exemple différents types de tuiles (réparation), des cheminés de brique, un système d'aération en Zinc, des « Velux », *etc.* De même, une rue comportera des trottoirs, contenant ou pas de la végétation (rangée d'arbres), des plaques d'égouts, des lignes de marquages au sol, des portions de bitume de couleurs différentes (réparations, *etc.*).

Ces exemples sont assez triviaux. Ils montrent cependant que la formalisation des informations d'intérêt ne peut se faire indépendamment de l'échelle d'analyse, ce qui implique une définition préalable de celle-ci.

Le premier niveau d'échelle retenu est donc celui de la ville. Le second niveau retenu est celui du quartier¹ et le dernier celui de l'îlot². Nous ne retiendrons pas ici le niveau inférieur qui est celui de la parcelle. Il est difficile de faire correspondre exactement des échelles quantitatives à ces échelles qualitatives. En se basant sur la figure 1.8 on peut cependant estimer que la limite entre l'échelle de la ville et celle du quartier se situe autour du 1/25 000^{ième} et que le « passage » du quartier à l'îlot correspond à une échelle située aux alentours du 1/5 000^{ième}.

1.4.2 Définition des éléments d'intérêt

En milieux urbains, les informations spatiales d'intérêts sont en partie liées à la notion de morphologie urbaine. Les formes urbaines sont perçues comme le résultat de processus socio-économiques, politiques, culturels, *etc.* Elles traduisent ainsi les modes de vie, d'habitation, de consommation, de déplacement. Elles « révèlent » le niveau de ségrégation sociale, elles sont l'empreinte physique de l'ensemble des changements sociétaux. On peut prendre l'exemple de la ville coloniale qui laisse une empreinte physique qui « traduit » celle que la colonisation a laissé sur la société. Mais les formes urbaines ne sont pas simplement « résultat », elles influencent également, par leur matérialité incontournable, l'ensemble des processus urbains dans des cycles d'actions-rétroactions. Elles sont donc à la fois « causes » et « effets ».

La ville, et en particulier sa forme, apparaît alors comme « *une réalité géographique faiblement déplaçable ou réversible, ...qui est le résultat d'une composition historique, économique,*

¹ Nous nous référons à l'INSEE qui définit le « grand quartier » comme « *un groupement de plusieurs îlots contigus à l'intérieur d'une même commune* ». (INSEE, 2005)

² L'INSEE définit l'îlot comme « *l'unité géographique de base pour la statistique et la diffusion du recensement* ». En zone bâtie dense l'îlot représente le plus souvent un pôle de maisons, éventuellement scindé en cas de limite communale ou cantonale traversant le pôle de maisons (ou petit groupe de pôles de maisons). En zone " périphérique " l'îlot est un ensemble limité par des voies (ou autres limites visibles) découpant cette zone en plusieurs morceaux. (INSEE, 2005)

sociologique et politique », ce qui incite à approcher l'étude des villes non pas seulement à partir de leurs fonctions, leurs productions mais à partir « *des potentialités qu'offrent leur configuration spatiale* » (Levy J., 2000).

La morphologie urbaine apparaît donc comme « *l'étude des formes et du plan des villes, ... qui cherche à saisir, dans la structure urbaine, les éléments contribuant à la formation et à la modification de la structure physique de la ville* » (George et Verger., 1996). La morphologie urbaine peut également être perçue comme « *la réunion des entités physiques et sociales ; c'est-à-dire des éléments géométriques, naturels ou construits, et les facteurs sociaux et économiques qui ont induit une pratique urbaine donnée* » (Merlin et al., 1988). Cette dernière définition montre que la notion de morphologie urbaine fait le lien entre la forme matérielle de la ville et les processus socio-économiques, politiques... qui la génèrent. En faisant ressortir un « ordre sous jacent » derrière le « désordre apparent » (Paulet, 2001) l'étude des formes urbaines a largement contribué à l'amélioration de la formalisation, et donc à la compréhension des dynamiques urbaines.

Pour être pleinement efficace, l'analyse morphologique doit associer la capacité intrinsèque des éléments à résister au changement que nous nommerons ici sous le terme d'inertie. Les différentes composantes urbaines ne possèdent pas toute la même inertie. Celle des réseaux ou des principaux espaces verts sera par exemple plus grande que celle des bâtiments, qui sera elle-même supérieure à celle de l'utilisation de ces bâtiments.

La formalisation nécessite d'effectuer une typologie des principaux éléments d'intérêt, et ce, pour chacun des niveaux d'échelle précédemment définis (ville, échelle, îlots).

A l'échelle de la ville, nous avons retenu la **Zone Morphologique Urbaine** (ZMU) comme principal élément morphologique d'intérêt (Weber et Hirsch, 1997). Cette notion rejoint de près celle de tache urbaine.

A l'échelle du quartier, nous avons retenu le **tissu urbain**, défini comme « *un mode d'assemblage, en trois dimensions, des espaces bâtis et des espaces libres de la ville...et leur mise en relation par un réseau hiérarchisé de rues, le tout formant un système* » (Gérard, 1980).

Enfin, à l'échelle des îlots, nous avons retenu les **objets urbains** qui désignent « *tout élément constitutif de la ville défini par ces trois dimensions, comme par exemple un bâtiment, un parc, une route...* » (Puissant, 2003). Cette définition s'appuie également sur leurs caractéristiques physiques, fonctionnelles et économique (figure 1.9).

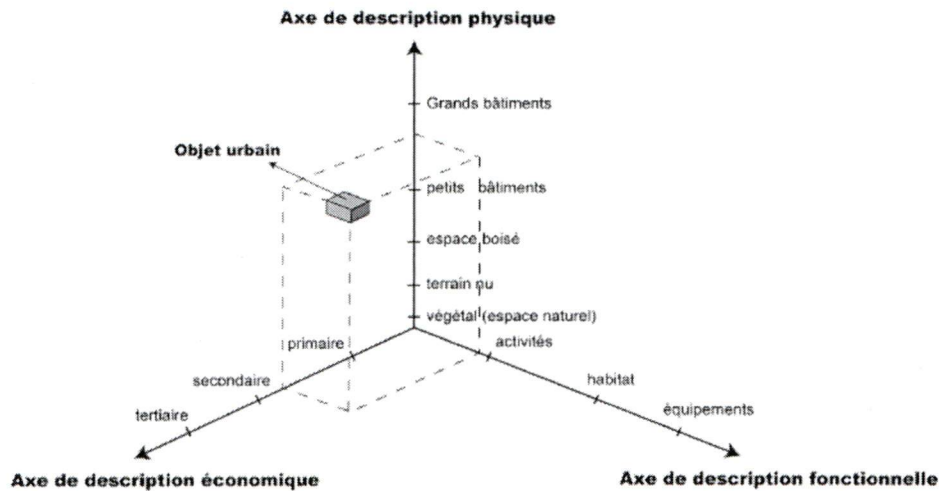


Figure 1.9 - Définition d'un objet urbain (modifié de Ballut, 1984)

À cette série d'éléments on ajoute les éléments urbains qui désignent les éléments immatériels « ne pouvant être définis selon ces trois dimensions, comme par exemple, un parcellaire, une limite administrative, la topographie... » (Puissant, 2003).

1.4.3 Définition des critères de caractérisation

Par critère de caractérisation nous entendons ici les critères quantitatifs ou qualitatifs utilisés pour caractériser, en vue ou non d'une typologie, les différents éléments composant la morphologie urbaine. Il ne s'agit pas ici d'en faire un inventaire exhaustif mais seulement de citer les principaux pour chacun des niveaux d'échelle. Nous distinguerons les critères qualitatifs des critères quantitatifs.

Les critères quantitatifs sont utilisés pour mesurer les caractéristiques spatiales des formes ou des éléments. Tsai (2005) observe que ceux que l'on retrouve le plus fréquemment dans la littérature sont la **taille**, la **densité** et la **concentration**. D'autres s'utilisent plus spécifiquement à l'échelle de la ville, comme la **centralité**, (qui renseigne sur le degré de concentration des surfaces occupées en fonction de la (des) distance au(x) centre(s)), ou la **continuité** qui intègre la taille des éventuels développements annexes et leur distance à la ZMU principale. La figure 1.10 aide à comprendre leurs significations. À ces critères, on doit rajouter les coordonnées géographiques qui permettent la localisation des éléments.

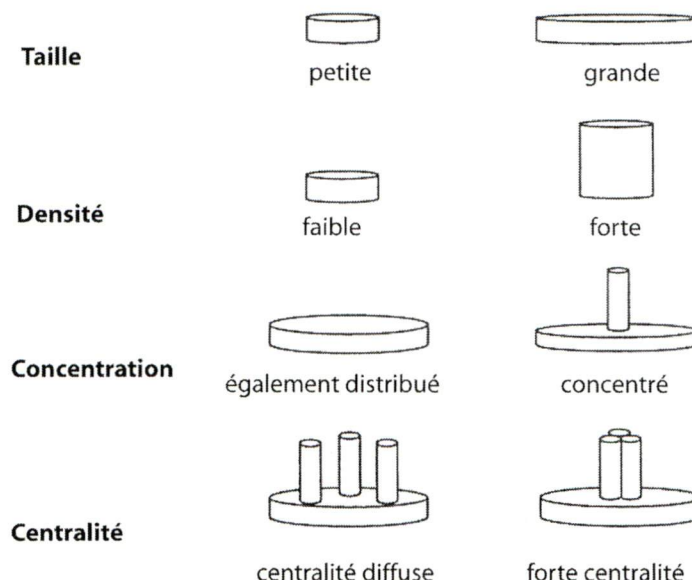


Figure 1.10 - Différents types de critères morphologiques (modifié de Tsai, 2005)

D'autres critères quantitatifs permettent de caractériser la morphologie urbaine. Ils ont été construits à partir de mesures basées sur une géométrie non euclidienne : la géométrie fractale. Cette géométrie est fondée sur les principes d'auto-organisation et de similarité entre les échelles menant à une organisation hiérarchique. Elle est donc bien adaptée à l'analyse des réseaux et des tissus urbains (Badariotti et Weber, 2002 ; Franckhauser, 1994) et en permet une caractérisation plus complète.

Les critères qualitatifs ont pour objectif la description des formes ou des éléments. La tache urbaine pourra, par exemple, être organisée en « doigt de gants », montrée des bordures plus ou moins régulières, *etc.* La caractérisation qualitative spatiale du tissu urbain est quant à elle basée sur les types (bâtiments, route, parc, *etc.*) et l'organisation spatiale des différents objets urbains. Ces critères qualitatifs, associés à des critères quantitatifs (dimensions, densité, *etc.*) permettent de déterminer des types de tissus urbains (figure 1.11). Au niveau des objets on trouve des critères descriptifs de base comme la couleur, le ton, *etc.*

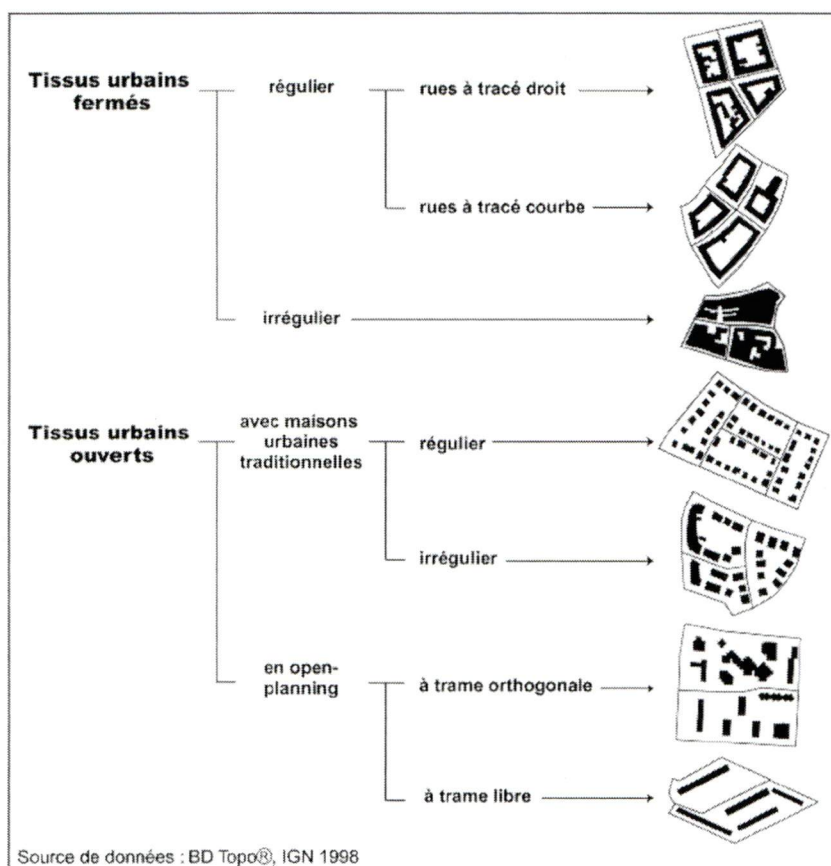


Figure 1.11 - Exemples de tissus urbains (Puissant, 2003)

1.4.4 Les nomenclatures

Pour aider à la formalisation et à l'établissement des typologies, les géographes utilisent des nomenclatures. Une nomenclature est un « *ensemble de mots relatifs à un sujet, présentés selon une classification méthodique, à la différence d'un simple inventaire... elle a souvent une utilité pratique* » (Brunet *et al.*, 1997). Elle ne laisse théoriquement pas place à l'ambiguïté.

Il existe de nombreuses nomenclatures qui comportent un volet spécifique pour l'étude des milieux urbains. Elles permettent de formaliser uniformément l'information. Nous présentons à titre d'exemple (figure 1.12) un extrait de la nomenclature « *CLUSTERS* » développée dans le cadre du programme « Télédétection et Statistiques Urbaines » dont les caractéristiques sont détaillées dans Puissant (2003). Les lecteurs intéressés pourront trouver d'autres exemples dans les travaux de Puissant, (2003), Jensen, (2000) et Anderson *et al.* (1976).

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
1. Surfaces artificialisées	1.1 Zones résidentielles, services publics	1.1.1 Zones résidentielles	1.1.1.1 Espaces résidentiels continus et denses 1.1.1.2 Espaces résidentiels continus moyennement denses 1.1.1.3 Espaces résidentiels discontinus moyennement denses 1.1.1.4 Espaces résidentiels isolés 1.1.1.5 Espaces résidentiels collectifs
		1.1.2 Services publics, collectivités	1.1.2.1 Services publics et collectivités
	1.2 Activités industrielles, commerciales	1.2.1 Activités industrielles, commerciales	1.2.1.1 Activités industrielles de type industrie lourde 1.2.1.2 Activités industrielles manufacturières 1.2.1.3 Activités et services commerciaux et financiers 1.2.1.4 Exploitations agricoles

Figure 1.12 - Extrait de la nomenclature « *CLUSTERS* » (Puissant, 2003)

1.4.5 Synthèse

La formalisation est essentielle à l'intégration des informations spatiales dans les outils d'aide à la décision. Elle permet de déterminer le type de données à intégrer et leurs formes de représentation. Par exemple, dans le cas des routes, on peut décider d'intégrer uniquement les routes goudronnées en négligeant les routes en gravier et les chemins. On pourra choisir en fonction de l'échelle si l'on souhaite ou non que les trottoirs apparaissent. On pourra également choisir le mode de représentation : trait simple, double trait, ou encore adapter le type de trait au type de routes (départementales, nationales, autoroutes *etc.*) La figure 1.13 présente deux exemples (plan de Strasbourg au 1/4000 et la bd topo IGN) de formalisation de bâtiments et de routes pour une zone du centre-ville de Strasbourg.

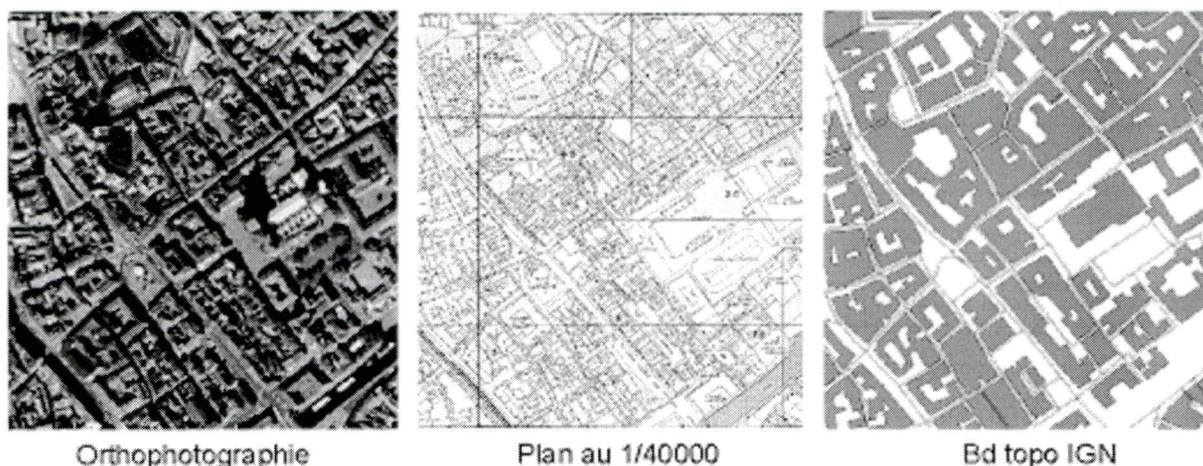


Figure 1.13 - Exemples de formalisation de l'information géographique, zone de la cathédrale, centre-ville de Strasbourg

La formalisation « pose les conditions » à respecter pour l'acquisition des données géographiques. Cette acquisition peut se faire selon différents supports ou à partir de différentes

sources. La qualité des données peut également varier en fonction des sources et des méthodes d'acquisition. Ces points seront traités dans la section suivante.

1.5 Les données géographiques

Rappelons tout d'abord que la notion de données géographiques fait « *référence à la description d'objets, d'événements. Les données géographiques représentent des phénomènes spatialement référencés par rapport à la surface de la terre* » (Livre Blanc, 1998). Elles représentent les objets ou les phénomènes réels observés à la surface terrestre en fonction de types de représentation imposés par la formalisation. On en distingue plusieurs catégories. Metl (1996) propose, par exemple une typologie qui distingue les **données de base**, les **données thématiques** et les **données applicatives**.

Les **données de base** sont définies comme « *l'ensemble des informations permettant à chaque utilisateur particulier d'associer des données de différentes origines et de positionner dans l'espace ses informations propres. Ces données ne répondent à aucun besoin applicatif particulier mais doivent, au contraire, être communes au maximum d'applications de façon à permettre la manipulation et la combinaison des informations de toute origine qui leur sont rattachés* » (Puissant, (2003) tiré du Livre blanc, 1998).

Les **données thématiques** concernent des thèmes particuliers d'occupation ou d'utilisation du sol comme le bâti, les espaces verts, les réseaux de communication.

Enfin les **données applicatives** sont rattachées à des domaines d'application et à des catégories d'utilisateurs spécifiques comme par exemple les réseaux d'assainissement (localisation des réseaux, largeur des tuyaux).

L'ensemble des données collectées, saisies et mises en forme pour des applications en milieu urbain sont appelées **données urbaines**. Si elles sont organisées en un ensemble structuré pouvant servir dans différentes applications urbaines, on parle de **Base de Données Urbaines**.

Au niveau des formes de représentation on distingue les points, les lignes et les surfaces. Elles peuvent être représentées de manière vectorielle ou raster.

Il existe un type particulier de données raster : les **données image**. Il s'agit généralement de photographies aériennes ou d'images satellites. Contrairement aux autres données, elles ne donnent pas d'informations spatiales spécifiques puisqu'elles montrent l'ensemble des types d'occupation du sol. Seule l'échelle et éventuellement le choix des bandes spectrales (le terme sera défini ultérieurement) fait l'objet d'une formalisation. Elles peuvent être utilisées directement comme support d'étude ou servir de base à l'extraction d'informations plus

spécifiques (bâtiments, arbres *etc.*), elles deviennent alors des sources d'acquisition. La figure 1.14 présente une donnée image et les données vectorielles correspondantes.



Figure 1.14 - Exemple de données image et de données vectorielles

Dans les SIG, différents attributs sont associés aux données géographiques. Dans le cas d'un bâtiment, ils concernent par exemple l'adresse, le nombre d'étages, la fonction ou le nombre d'occupants. Il existe un grand nombre d'informations géographiques disponibles. Le tableau 1.1 fournit, à titre d'exemple, une partie des produits en informations géographiques proposés par l'Institut Géographique National Français (IGN).

Tableau 1.1 - Exemple d'offre de banques de données spatiales (IGN, 2005)

Le RGE	Ensemble de données cohérentes et complémentaires, servant d'infrastructure sur l'ensemble du territoire national, pour localiser ou être enrichi de données thématiques propres à de multiples applications métiers.
BD ORTHO®	L'objectivité de la photographie au service de la cartographie décisionnelle. L'orthophotographie est un outil numérique indispensable pour gérer votre territoire, valoriser vos projets d'aménagement, enrichir vos données thématiques.
BD TOPO®	La base de données de référence comprenant la description physique tridimensionnelle du territoire national ; elle est la composante topographique nécessaire à la constitution de systèmes d'informations localisées.
BD PARCELLAIRE®	La base de données élaborée à partir des données numériques du cadastre fournies par la Direction Générale des Impôts dans le cadre d'une convention pluriannuelle entre la DGI et L'IGN.
BD ADRESSE®	La base des adresses postales et des noms de voies. Spécifiée en 2003, des disponibilités partielles arriveront dès 2004.
BD ALTI®	Référentiel du relief sur la France, la BD ALTI® décrit la forme du terrain à différentes échelles (du 1 : 50 000 au 1 : 1 000 000) et peut être déclinée en produits multiples adaptés. Elle est composée de courbes de niveau et de points cotés par numérisation de cartes et restitution photogrammétrique de photos aériennes.
BD CARTO®	La base de données cartographiques de référence. Utilisée de l'échelle départementale (1 : 50 000) à l'échelle régionale (1 : 250 000), elle décrit l'ensemble des informations présentes sur le territoire métropolitain et les départements d'Outre-mer
SCAN IGN	Les images numériques géoréférencées, immédiatement utilisables pour localiser vos informations, repérer vos interventions, habiller vos données.

La notion de qualité est également importante à considérer dans l'analyse des données géographiques. En France, elle est déterminée par la norme NF Z 52000 ¹ qui définit la qualité des données comme le « *degré de fiabilité des données* » qui est apprécié par différents critères. Dans le cas des données géographiques, nous retiendrons les critères suivants :

- l'actualité qui introduit l'aspect temporel des données ;
- la précision planimétrique et altimétrique : ce critère définit l'écart moyen probable entre les mesures de contrôle et les valeurs de position planimétrique et altimétrique des données ;
- l'exhaustivité : ce critère permet d'apprécier le pourcentage d'éléments du terrain réel qui ont été pris en compte dans le lot de données par rapport à tous ceux qu'il aurait fallu inclure ;
- la précision sémantique qui définit le nombre des objets, des primitives, des relations ou des attributs qui ont été correctement codifiés conformément à la nomenclature.

¹ Association Française pour l'Information Géographique (<http://www.afigeo.asso.fr>)

La qualité des données est fonction de l'échelle d'analyse, des sources et des méthodes de traitement utilisées. Ces questions amènent donc logiquement à celles des *sources d'acquisition* de l'information géographique. Il existe deux principales sources pour obtenir des données géographiques : les *levés de terrain* qui regroupent les techniques de géodésie, géodésie GPS, et *l'analyse de photographies ou d'images numériques* qui regroupe les techniques de photo-interprétation, de photogrammétrie et de traitement d'images numériques.

Les levés de terrain fournissent des données correspondant exactement aux besoins formulés, et ce, aussi bien en terme, d'exhaustivité que de précision. Elles répondent donc à beaucoup des critères de qualité précédemment cités, sauf celui concernant « l'actualité ». Les levées de terrain sont en effet coûteuses et nécessitent beaucoup de temps, ce qui les rend souvent inadaptés aux analyses temporelles.

La qualité des données spatiales issues de la télédétection dépend du mode d'acquisition et des traitements utilisés. Les photographies aériennes et les capteurs numériques aéroportés permettent d'obtenir des données dont la précision est suffisante pour de nombreuses applications urbaines (tableau 1.2), ceci à condition d'appliquer des corrections, en particulier au niveau géométrique. Les coûts d'acquisition sont inférieurs à ceux des levées de terrain mais restent prohibitifs. Les difficultés de mise en place des procédures d'acquisition sont également une limite pour les possibilités de revisite. Les données issues des images satellitaires dites de seconde génération (Spot, Landsat) permettent de couvrir de larges zones et offrent des possibilités de revisite parfaitement appropriées à l'analyse des changements urbains. Par contre, leur précision limite fortement les possibilités d'application (tableau 1.2).

Une enquête menée auprès d'utilisateurs européens de données images (Puissant et Weber., 2003 b) nous renseigne sur les images utilisées comme source d'acquisition des données en fonction des besoins (tableau 1.2).

Tableau 1.2 - Applications et images utilisées (modifié de Puissant, 2003b)

Applications	Echelles	Résolution	Précision géométrique	Images sources
Niveau opérationnel : Aménagement technique	1/200 au 1/500	20 cm	15 à 50 cm	Orthophoto Images « aéroportées »
Cartographie de base	1/1 000 au 1/2 000	20 à 50 cm	15 à 50 cm	Orthophoto, Images « aéroportées »
Niveau tactique : Planification du territoire	1/5 000 au 1/10 000	50 cm à 1 m 1 m à 5 m	+ ou – 1 m	Orthophoto, Images « aéroportées » Ikonos-2 Quickbird-2, Orbview-3 SPOT 5
Niveau stratégique : Prospective	1/10 000 au 1/100 000	>5 m 10 à 30 m	+ ou – 10 à 100 m	IRS, SPOT, Landsat Quickbird-2, Orbview-3

Dans cette même étude, les auteurs identifient deux principaux freins à l'utilisation des données images : le **coût d'acquisition** et l'**échelle**. Le coût et la durée d'acquisition des levés de terrain associés à l'augmentation des besoins expliquent la place croissante des données images comme source d'acquisition d'information géographique pour les milieux urbains. Les photographies aériennes sont actuellement les données images les plus utilisées. Cela s'explique par leur précision qui permet une utilisation à tous les niveaux d'applications de la gestion et planification urbaine (tableau 1.2). Le coût et les difficultés de mise en oeuvre restent cependant prohibitifs pour une généralisation de leur utilisation.

Les images satellitaires THRS conjuguent quant à elles des résolutions spatiales fines à des faibles coûts d'acquisition pour des surfaces importantes. Les temps de revisite sont de plus inférieurs à la semaine. On est alors amené à s'interroger sur le potentiel de ces images à fournir de l'information d'intérêt. Cette question a été en partie résolue par Puissant (2003) qui a identifié pour les pays développés deux niveaux d'application pour ces images : le niveau tactique (planification urbaine) et le niveau stratégique (prospective). Dans le cas des villes des pays en voie de développement et encore plus spécifiquement pour les grandes métropoles, le besoin en données est encore plus marqué et le rôle des images THRS pourrait être essentiel. Le passage du potentiel identifié à une applicabilité opérationnelle passe cependant par l'amélioration des méthodes actuelles d'extraction d'information spatiale.

Ces observations nous conduisent à identifier notre objectif de recherche comme ***l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations géographiques sur les milieux urbains à***

travers l'enrichissement des méthodes actuelles d'extraction d'information à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.

Pour ce faire, nous analyserons tout d'abord, dans le chapitre suivant, l'ensemble des composantes de l'outil télédétection comme source d'acquisition d'information spatiale en milieu urbain.

CHAPITRE 2

LA TÉLÉDÉTECTION COMME OUTIL D'ANALYSE DES MILIEUX URBAINS

Introduction

Le premier chapitre a traité de la ville comme objet d'étude du géographe. Il s'est concentré sur l'analyse du phénomène d'expansion spatiale qui touche la quasi-totalité des villes du monde et en particulier les plus grandes d'entre elles à travers le phénomène de métropolisation. Les processus en cause et les formes résultantes ont été étudiés. L'analyse des processus a montré des différences mais aussi des similitudes entre les pays. L'étalement urbain apparaît aujourd'hui comme un problème majeur qui a de fortes conséquences sociales et environnementales. Face à ce constat, nous avons identifié des besoins en outils de gestion et de planification ainsi que des besoins en données spatiales à intégrer à ces outils. Parmi les sources identifiées, la télédétection apparaît comme très prometteuse, ceci d'autant plus que de nouvelles images, plus précises, sont aujourd'hui disponibles.

L'objectif de notre recherche a été identifié comme l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations géographiques sur les milieux urbains. Pour atteindre cet objectif, nous chercherons à enrichir les méthodes actuelles d'acquisition d'informations à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.

L'objet de ce chapitre est de vérifier la faisabilité de notre objectif à travers la validation du choix des images THRS et de son impact sur les possibilités d'interprétation. Pour ce faire nous proposons une analyse de « l'outil » télédétection comme source d'acquisition d'information spatiale en milieu urbain.

En télédétection, l'acquisition de l'information spatiale se fait à travers *l'interprétation des images*. L'interprétation est définie de manière très générale par le Centre Canadien de Télédétection (CCT) comme « *l'étude des images en vue d'identifier et de caractériser des éléments déterminés* » (CCT, 2005). L'objectif de l'interprétation est de transformer l'information (visuelle ou numérique) fournie par les images en information d'intérêt pour les utilisateurs. Cette information étant généralement spatialisée. Pour ce faire, l'interprétation s'appuie sur les notions *d'occupation du sol* qui correspond aux caractères biophysiques (tuile, asphalte, herbe ...) et *d'utilisation du sol* qui correspond aux fonctionnalités (bâtiments administratifs, voie de communication, terrain de sport etc.). Pour les milieux urbains, l'information d'intérêt concerne généralement l'utilisation du sol alors que les images donnent des informations sur l'occupation du sol par le biais des signatures spectrales. L'interprétation des images en milieux urbains a donc pour principal objectif de déduire des signatures spectrales des types d'utilisation du sol. En milieu urbain, l'interprétation est beaucoup plus complexe que pour les milieux naturels où la relation entre occupation et utilisation du sol est généralement assez directe (Donnay *et al.*, 2001 ; Mesev, 2003(a)).

L'information d'intérêt couvre un large champ d'application qui est classifiée différemment et de manière plus ou moins exhaustive selon les auteurs. On peut citer, à titre d'exemple, Donnay *et al.* (2001) qui distinguent six principaux domaines d'application pour les données de télédétection : la localisation et l'extension des zones urbaines, la nature et la distribution spatiale des différents types d'utilisation du sol intra-urbain, les réseaux de transport et les infrastructures associées, la création d'indicateurs statistiques et socioéconomiques, la création de cartographies 3D et l'analyse des changements. Puissant (2003) propose quant à elle une classification des types d'applications en fonction des catégories d'utilisateurs (tableau 2.1). D'autres exemples peuvent être trouvés dans Dureau et Weber, (1995), Jensen (2000), Weber (1995).

Tableau 2.1- Les types d'application en télédétection en fonction du type d'utilisateur

(extrait, Puissant, 2003)

Catégories d'utilisateurs	Applications types
Gestionnaires du territoire (G1) Niveau opérationnel	Aménagement technique, cartographie de base (gestion de réseaux, ...)
Analystes du Territoire (G2) Niveau tactique	Planification urbaine, urbanisme pré-opérationnel, étude d'impact, observatoire
Demandeurs de synthèse (G3) Niveau stratégique	Décisions, stratégie de développement, prospective ...
Administrateur de données (G4) Niveau transversal	Archivage, stockage, mise en forme, mise à jour, numérisa- tion, ... de données

Le type d'information d'intérêt dépend de l'échelle d'analyse (Quattrochi and Goodchild, 1997 ; Cao and Lam, 1997). Différentes échelles d'interprétation sont donc possibles.

L'échelle de la tache urbaine est choisie par exemple pour analyser les morphologies urbaines (Longley and Mesev, 2000) et leur étalement (Kasanko *et al.*, 2005 ; Tatem *et al.*, 2005), ou encore pour délimiter les limites d'agglomérations (Weber, 2001).

À une échelle plus fine, la télédétection est utilisée par exemple pour estimer des informations statistiques (Baudot, 2001 ; Dureau et Weber, 1989), pour cartographier l'occupation du sol (Sawaya *et al.*, 1997) et ses changements (Grey *et al.*, 2003). L'échelle d'interprétation a longtemps été limitée par la résolution spatiale trop grossière des images satellitaires (Donnay, 1997). L'arrivée sur le marché des images THRS offre aujourd'hui de nouvelles perspectives et la demande en information spatiale se situe aujourd'hui essentiellement à l'échelle des objets

urbains (Puissant, 2003). Pour ces raisons, nous concentrerons nos propos sur *l'utilisation de « l'outil télédétection » pour l'interprétation des objets urbains.*

Il existe différents niveaux d'interprétation des objets. Pour les définir, nous nous baserons sur l'utilisation des critères NIIRS (National Image Interpretation Rating Scale) à partir desquels trois niveaux d'interprétation ont été définis (Baudot, 1997) : *la détection, l'identification et l'analyse.* Pour expliquer ces différents niveaux d'interprétation, nous avons dégradé la résolution spatiale de deux extraits d'image Quickbird (Strasbourg, 10 mai 2002). Le premier extrait montre un avion en vol (figure 2.1). Sur la première image (a : résolution de 14 m), on peut uniquement *détecter* la présence d'un objet, sur la seconde (b : résolution de 7 m), on peut *l'identifier* comme étant un avion et enfin sur la dernière (c : résolution de 0.7 m), on peut *analyser* l'avion (type, taille...). Le principe est le même pour le second extrait (figure 2.2) qui montre un bâtiment de grande taille fortement contrasté avec son entourage.

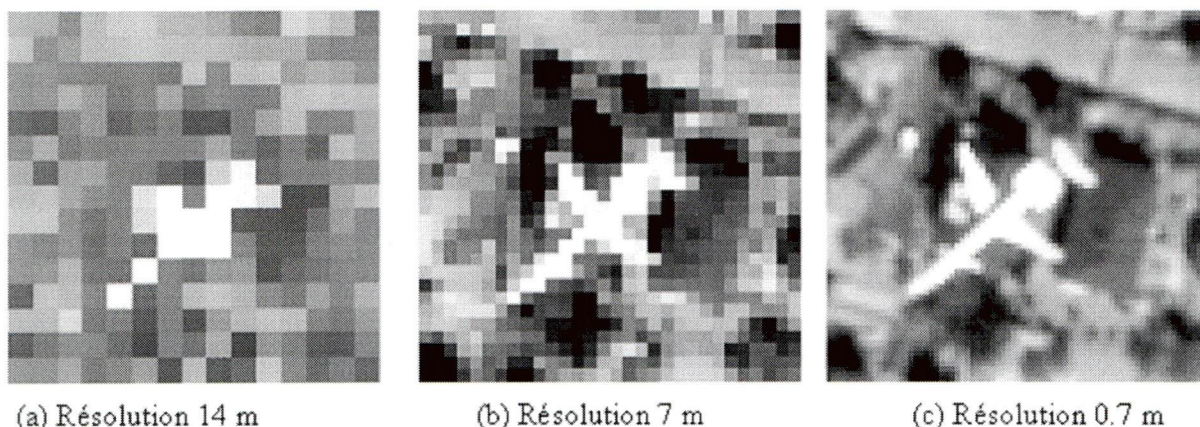


Figure 2.1 Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images
(Avion en vol ; Quickbird, Strasbourg, 10 mai 2002 ; surface au sol : 210*204 m)

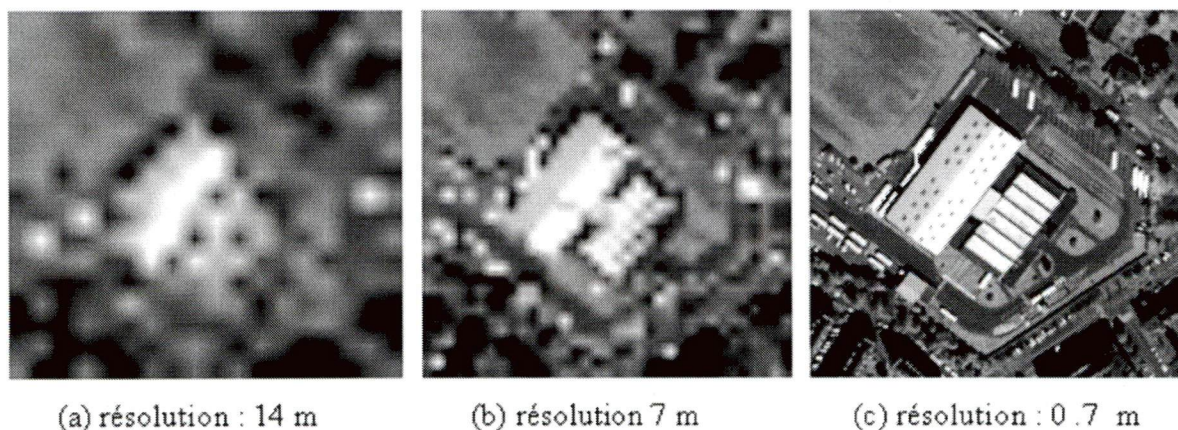


Figure 2.2 Influence de la résolution spatiale sur les possibilités d'interprétation des images
(Bâtiment industriel ; Quickbird, Strasbourg, 10 mai 2002 ; surface au sol : 245*243 m)

Ces précisions nous aident à identifier l'objectif de ce chapitre comme étant ***l'analyse de la télédétection comme outil d'acquisition d'information spatiale sur les objets urbains.***

Cette analyse est complexe et nécessite la prise en compte conjointe d'un grand nombre d'éléments en interaction. Plusieurs schémas d'analyse sont possibles. Nous en proposons un basé sur les notions de *qualité* et d'*interprétabilité* des images.

La ***qualité*** est définie comme « *le degré de fidélité (géométrique et radiométrique) existant entre l'image et la réalité du terrain, ceci indépendamment des méthodes d'interprétation* » (Lhomme et al., 2003).

L'***interprétabilité*** est définie de la même manière que la qualité de l'image mais elle intègre en plus l'objectif de l'interprétation et donc son échelle. Elle traduit la capacité des images à rendre compte de l'occupation du sol.

Une fois le type et l'échelle d'interprétation définis, la qualité de l'image dépend donc des ***caractéristiques intrinsèques des images*** relativement au ***type de milieu***, mais aussi des ***perturbations*** (radiométriques et géométriques) subies pendant l'acquisition des informations.

On déduit de ces définitions le plan de ce chapitre. Nous étudierons tout d'abord les ***caractéristiques techniques*** des images les plus couramment utilisées en télédétection urbaine. Nous nous intéresserons ensuite aux ***perturbations subies*** durant le processus d'acquisition des images. L'***interprétabilité*** sera finalement étudiée à travers la capacité de ces dernières à représenter fidèlement les objets urbains. Cette analyse nous amènera à confirmer l'intérêt de l'utilisation des images THRS pour l'acquisition d'informations sur les objets urbains.

Ce schéma d'analyse tend à l'exhaustivité. Tous les éléments cités ne peuvent cependant être analysés en détail dans ce travail. Nous choisissons de développer plus spécifiquement certains points, soit parce qu'ils nous semblent essentiels pour la suite de la recherche soit parce qu'ils n'ont fait l'objet que de peu de publications et que nous pensons pouvoir apporter un éclairage nouveau. À ce titre, nous développerons par exemple la section concernant les perturbations subies par le rayonnement électromagnétique en milieux urbains. À l'inverse, certains aspects déjà largement traités dans la littérature ne figurent que sous une forme minimaliste. Des références bibliographiques sont alors à la disposition des lecteurs souhaitant obtenir plus d'informations.

2.1 Les caractéristiques techniques des images

Les différentes caractéristiques des images sont présentées. Elles concernent les domaines spatiaux (résolution spatiale, fauchée), spectraux (résolution spectrale, résolution radiométrique) et temporels (résolution temporelle).

2.1.1 La résolution spatiale

La résolution spatiale est définie par le CCT (2005) comme « *la plus petite séparation angulaire ou linéaire entre deux objets, habituellement exprimée en radians ou en mètres* ». Cette définition fait intervenir celle de « Champ De Visée Instantanée » (CDVI) ¹. Exprimé en degrés ou en radians, il s'agit de l'angle le plus petit sur lequel l'instrument est sensible au rayonnement. Exprimé en unités de longueur ou de surface, il s'agit d'une mesure de résolution au sol du balayeur et est fonction de l'altitude.

Le CDVI détermine la taille de la plus petite surface terrestre qu'il est possible d'observer et qui correspond à un pixel sur l'image. Cette définition correspond au cas théorique dans lequel tous les éléments compris dans la tache², et uniquement ceux-ci, contribuent de manière égale au signal. La valeur numérique du pixel correspond alors à celle mesurée par un détecteur individuel. Elle représente la valeur moyenne de l'ensemble des contributions des objets situés dans la tache.

La réalité est un peu plus complexe. La contribution radiométrique des objets situés dans la tache n'est pas identique. Les objets situés au centre de la tache influencent plus fortement le signal et les objets situés en bordure extérieure de la cible contribuent aussi au signal. La capacité du système à rendre compte le plus fidèlement la contribution du contenu de la tache est caractérisée par la Fonction de Modulation de Transfert (FMT). Cette fonction dépend des propriétés optiques et électroniques du capteur. Elle diffère donc pour chacun d'eux. Baudot (1997) en propose une modélisation par une fonction gaussienne décroissante qui part du centre de la tache et débord sur l'extérieur (figure 2.3).

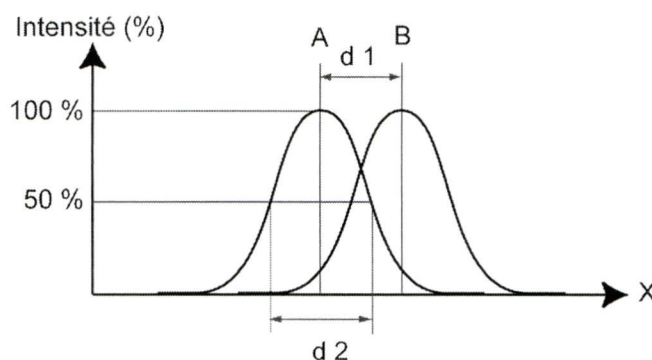


Figure 2.3 - Pas d'échantillonnage et champ de vue effectif de deux pixels (Baudot, 1997)

¹ On utilise plus couramment le terme anglais « Instantaneous Field Of View » (IFOV).

² La tache est la surface au sol couverte par le pixel. Le côté de la tache correspondant à la résolution spatiale du capteur.

d1 : pas d'échantillonnage (intervalle entre le centre de deux pixels voisins), d2 : champ de vue effectif (à l'intérieur duquel la contribution des objets est toujours supérieure à 50 %)

Cette modélisation permet de définir deux nouveaux paramètres associés à la résolution spatiale :

Le ***pas d'échantillonnage*** (d1 sur la figure 2.3) défini comme la distance séparant le centre de deux pixels adjacents, il correspond donc à ce qui a été précédemment défini comme la résolution spatiale. Ce paramètre est dépendant des caractéristiques techniques du système de prise de vue, de l'altitude du capteur et de l'angle de visée. Il est fixe au niveau du capteur, mais peut varier faiblement en fonction de l'altitude et de l'angle de visée.

Le ***champ de vue effectif*** (d2 sur la figure 2.3) exprime la distance séparant les points qui contribuent à au moins 50 % de la contribution totale.

Cette approche théorique permet de mettre en avant un phénomène important à prendre en compte dans l'analyse de la résolution. Par exemple, pour obtenir un pixel pur à 95 %, il faudrait considérer une zone homogène de diamètre égal à 1,6 fois le champ de vue effectif (Baudot, 1997). Ce phénomène est amplifié en milieu urbain. La proximité et la topographie des objets provoquent en effet des phénomènes de réflexions multiples du rayonnement électromagnétique, ce qui a pour effet d'augmenter la part des contributions des objets situés à l'extérieur de la tache.

La valeur de réflectance contenue dans un pixel dépend donc du pas d'échantillonnage, de la FMT (qui détermine la taille de la zone contribuant effectivement au signal et la part des contributions des éléments en fonction de leur position dans la tache) et des effets d'environnement. La FMT détermine ainsi en partie la qualité de l'image.

La résolution spatiale détermine également la taille en mémoire du fichier image (l'unité de mesure est l'octet). Pour une couverture au sol identique, la diminution de la résolution augmente la taille en mémoire du fichier image.

Dans la suite de ce travail, le terme de résolution spatiale sera utilisé dans son sens le plus commun, c'est-à-dire celui du pas d'échantillonnage.

Il est maintenant utile d'apporter des précisions quant aux dénominations des différentes classes d'images définies en fonction de la résolution spatiale (haute, très haute résolution etc.). Il existe en effet des confusions terminologiques dans les appellations, en particulier entre le domaine civil et le domaine militaire (tableau, 2.2). Même si l'on se limite au domaine civil, il n'existe pas, à notre connaissance, de texte relatif à cette classification et des différences peuvent être observées dans la littérature. Ainsi, les images issues du capteur Spot 5 peuvent être classées comme haute ou très haute résolution.

Tableau 2.2 - Comparatif des dénominations des résolutions spatiales dans les domaines civils et militaires (Puissant, 2003)

Dénomination	Résolution spatiale (mètres)	
	Militaire	Civil
EHR - Extrême Haute Résolution	< 0.25 m	/
THR - Très Haute Résolution	0.25 à 0.60 m	< 5 m
HR - Haute Résolution	0.60 à 3 m	10 à 30 m
MR - Moyenne Résolution	3 m	80 m
BR - Basse Résolution	> 3 m	1000 m

Il semble donc utile de préciser notre position. Dans ce travail, nous définirons la THRS comme inférieure ou égale à 5 mètres et supérieure ou égale à 0,5 mètres. Le capteur Spot 5, qui possède des bandes de résolutions inférieures à 5 mètres, mais aussi des bandes multispectrales à 10 mètres de résolution sera classé dans la THRS.

2.1.2 La fauchée

Elle est définie comme la « *bande de terrain visée par un système de détection* » (CCT, 2005). Elle détermine la taille du champ global d'observation, c'est-à-dire la taille de la scène que le capteur peut « voir » et donc la taille maximum de l'image. La figure 2.4 illustre ces différences en montrant des zones de taille proportionnelles aux tailles des scènes pour les capteurs Landsat TM, SPOT XS, Quickbird, et Ikonos. Il est à noter cependant que pour certains capteur THRS, comme Ikonos, il est possible d'acquérir des images « en continu » dans la direction de la trace du satellite jusqu'à une longueur maximale de 1000 mètres (Dial et al., 2003).

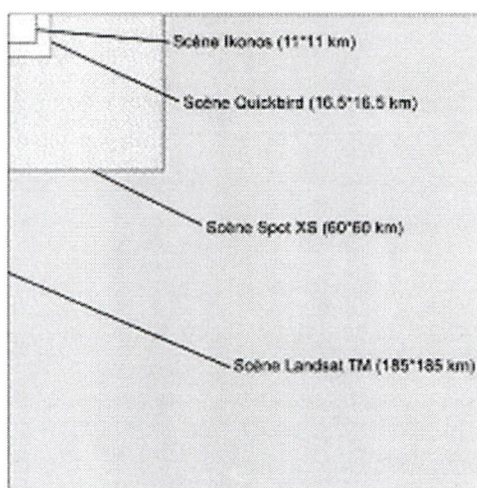


Figure 2.4 - Comparaison des tailles de scènes de différents capteurs

2.1.3 La résolution spectrale

Elle est définie comme « *l'aptitude d'un système de détection à distinguer des rayonnements électromagnétiques de fréquences différentes* » (CCT, 2005). Elle décrit la capacité d'un capteur à mesurer de petites fenêtres de longueurs d'onde. Plus la résolution spectrale est fine, plus les fenêtres des différents canaux du capteur sont étroites. Elle détermine donc en partie la largeur des bandes spectrales.

Les bandes spectrales sont les portions du spectre électromagnétique sur lesquelles le capteur effectue les mesures de réflectance. Une seule valeur de sortie est obtenue par bande spectrale. La figure 2.5 présente à titre d'exemple, la réponse spectrale relative des bandes couleur du capteur Ikonos (Bleue, Vert, Rouge, Proche Infra-Rouge).

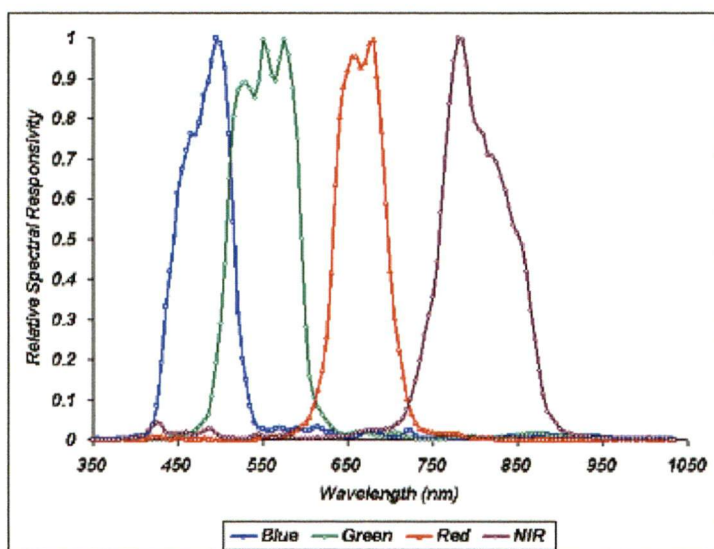


Figure 2.5 - Réponse spectrale relative des bandes Ikonos couleurs (Spaceimaging, 2005)

2.1.4 La résolution radiométrique

La résolution radiométrique est définie comme « *L'étalement prévu de la variation de chaque estimation de la réflectivité observée sur une image* » (CCT, 2005). Elle décrit la capacité du capteur à traduire sur l'image la finesse des mesures. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue. La gamme de longueurs d'onde à l'intérieur de laquelle un capteur est sensible se nomme « *plage dynamique* ». La plage dynamique d'une image est fonction du contraste des objets et de la résolution radiométrique. Les images Ikonos, codées en 11 bits, offrent par exemple une plage de 2048 valeurs pour chacune des bandes contre 256 pour les images Landsat codées en 8 bits.

2.1.5 Le niveau de bruit

Il est fonction des perturbations inhérentes au système d'acquisition. C'est un paramètre influant de la qualité. Il sera étudié de manière spécifique dans le chapitre concernant les images THRS.

2.1.6 La résolution temporelle

La résolution temporelle est « la fréquence de la couverture temporelle d'un système de détection » (CCT, 2005). Le terme de répétitivité est considéré ici comme synonyme. La résolution temporelle dépend essentiellement de l'orbite du capteur. Dans les cas des systèmes de prises de vues obliques, la fréquence de couverture peut être augmentée.

2.1.7 Synthèse

Le tableau 2.3 synthétise, à titre d'exemple, les caractéristiques de capteurs représentatifs des différentes résolutions utilisées en télédétection urbaine (excepté quelques capteurs hyper spectraux).

Tableau 2.3 - Caractéristiques des capteurs Landsat (4,5), Spot (1,2,3) et Ikonos

	LANDSAT 4 et 5	SPOT 1,2,3	IKONOS
Pays	USA	FRANCE	USA
Date de lancement	1984	1986	1999
Altitude	705 km	822 km	681 km
Bande spectrales (µm)	B [0,45-0,52] V [0,52-0,60] R [0,63-0,69] PIR [0,76-0,90] IRM [1,55-1,75] IRT [10,4-12,5] IRM [2,08-2,35]	V [0,50-0,59] R [0,61-0,68] PIR [0,79-0,89] Pan [0,79-0,89]	B [0,45-0,52] V [0,51-0,60] R [0,63-0,70] PIR [0,76-0,85] Pan [0,45-0,90]
Résolution radiométrique	8 bits	8 bits	11 bits
Résolution spatiale	30 m IRT: 120 m	20 m Pan : 10 m	4 m Pan : 1 m
Dimension de la scène	185 * 172 km	60 * 60 km	11 * 11 km
Résolution temporelle	18 jours	3 à 26 jours	3 jours ¹

Avec : B (bleue) ; V (vert) ; R (rouge) ; PIR (proche infra-rouge) ; IRM (infra-rouge moyen) ;

IRT (infra-rouge thermique) ; Pan (panchromatique)

¹ Les possibilités d'inclinaison permettent de diminuer jusqu'à environ 1,5 jours la résolution temporelle

Comme nous l'avons vu précédemment la qualité de l'image dépend des caractéristiques de l'image ; celles-ci viennent d'être présentées. La qualité dépend également des perturbations subies durant l'acquisition. La section suivante analysera ces perturbations.

2.2 Les perturbations subies

Le processus d'acquisition des images est perturbé par différents éléments qui dépendent essentiellement de la composition de l'atmosphère, de la nature et de la topographie du milieu. Nous traiterons plus spécifiquement des éléments qui sont spécifiques aux milieux urbains. Des informations supplémentaires sur les perturbations atmosphériques peuvent être trouvées par exemple dans Campbell, (2002) ; Caloz et Collet, (2001) ; Schowengerdt, 1997 ; Bonn et Rochon, (1992).

Deux types de perturbations sont distingués ici : celles qui affectent la qualité géométrique des images que nous nommerons « perturbations géométriques » et celles qui affectent la qualité radiométrique des images (perturbations radiométriques).

2.2.1 Les perturbations géométriques

Les perturbations géométriques sont dues à différents facteurs, comme le mouvement du système de balayage, de la plate-forme mais également le relief du terrain. Ces perturbations provoquent des erreurs géométriques définies comme « *les écarts pouvant exister entre les coordonnées bidimensionnelles d'un point sur l'image et ses coordonnées réelles au sol* » Lhomme et al., (2003). De l'importance de ces erreurs et de la qualité des corrections dépend la qualité de restitution géométrique des informations contenues sur les images.

Les erreurs dues aux systèmes d'acquisition sont généralement corrigées par les fournisseurs d'image.

Les erreurs dues aux reliefs du terrain s'expliquent par la géométrie du système de prise de vue. En simplifiant, (c'est-à-dire en ne tenant pas compte des caractéristiques particulières de certains radiomètres comme par exemple le « miroir oscillant » de Landsat TM) les images résultent d'une projection relativement à un plan théorique constant, parallèle à l'ellipsoïde terrestre, ce qui provoque des erreurs de position des points projetés (Caloz et Collet, 2001).

On peut alors estimer la valeur de ces erreurs. Par exemple, dans le cas du capteur Ikonos la valeur de ces erreurs (notée d_g sur la figure 2.6) est fonction de la différence d'altitude entre le point visé et le plan de référence ainsi que de l'angle d'élévation du capteur (Jacobsen, 2002). Elle est calculée selon l'équation 1.

$$dg = da.tang v$$

Équation 1

avec dg : déviation géométrique ; da : déviation d'altitude par rapport au plan de référence ;
v : angle zénithal de visée.

La direction de ces erreurs est fonction de l'altitude des points au sol. Elle sera opposée à la direction de prise de vue pour les points d'altitudes inférieures au plan de référence (cas dg1 sur figure 2.6) et dans la direction de prise de vue pour les points d'altitudes supérieures au plan de référence (cas dg2 sur figure 2.6).

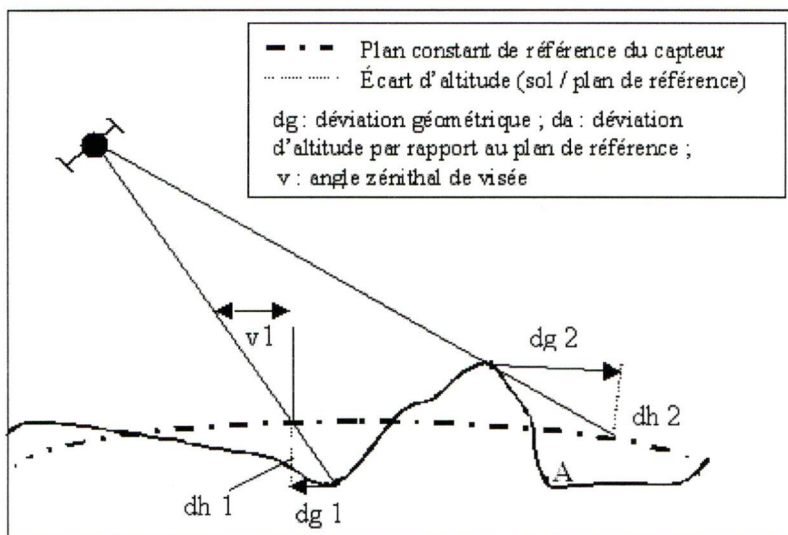


Figure 2.6 - Projection géométrique des « géo-images » Ikonos (inspirée de Jacobsen, 2002)

Dans le cas des images satellitaires haute résolution (Spot, Landsat) ces erreurs sont bien connues. Elles peuvent être corrigées à partir de méthodes polynomiales. Les lecteurs intéressés pourront trouver des détails dans (Campbell, 2002 ; Caloz et Collet, 2001 ; Bonn et Rochon, 1992).

Dans le cas des images satellitaires THRS, la relation entre la taille des pixels et la valeur des reliefs augmente l'hétérogénéité spatiale des déformations géométriques liées aux altitudes. Les corrections nécessitent l'utilisation de méthodes appropriées qui utilisent des informations sur l'altitude (Fraser *et al.*, 2002 ; Toutin, 2003).

La qualité géométrique des images THRS a fait l'objet de nombreuses publications parmi lesquelles on peut retenir : Dial *et al.*, (2003) ; Jacobsen (2002) ; Toutin, (2003) ; Baltsavias *et al.*, (2001) ; Zhang *et al.*, (2001).

Un autre problème apparaît sur les images THRS. Il s'agit des déformations géométriques liées à la présence d'objets « hauts », en particulier les bâtiments. Ce problème est donc particulièrement présent en milieux urbains.

Les fortes variations locales du relief, liées à la présence des objets urbains hauts produisent des erreurs géométriques pouvant mener à des erreurs thématiques (ombre, projection de façade). Ainsi, selon le processus de projection présenté sur la figure 2.6, la position de la toiture sur le plan est erronée (figure 2.7 a). Dans certaines conditions (grand angle de visée et bâtiments élevés) la façade peut être projetée sur l'image, masquant de ce fait une partie du sol (figure 2.7 a et b). On a donc à la fois déformation géométrique et erreur thématique. Si le bâtiment n'est pas perpendiculaire à l'axe de visée, la forme de la toiture subit des déformations (figure 2.7 b).

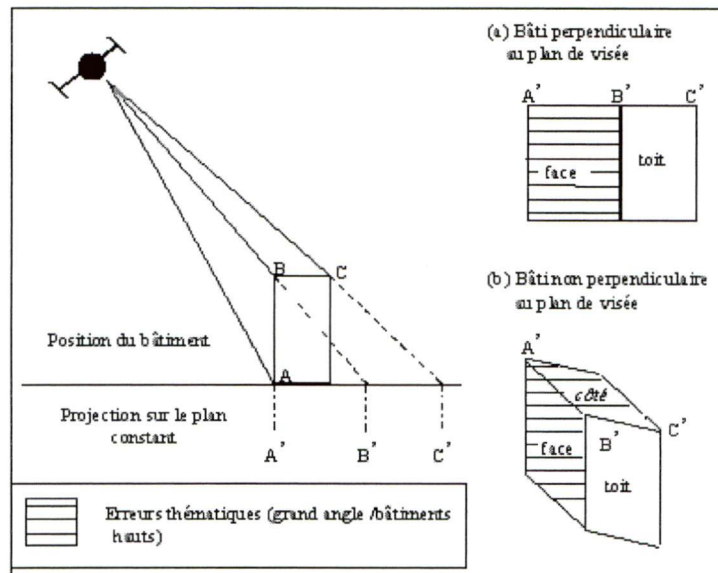


Figure 2.7 - Déformations géométriques des bâtiments dues à leurs hauteurs

La figure 2.8 présente l'exemple de deux bâtiments (image Quickbird, Strasbourg). Les façades situées dans la direction de la prise de vue du capteur apparaissent et masquent la portion du sol située dans la direction opposée à la prise de vue.



Figure 2.8 - Exemple de déformations de bâtiments (Quickbird, Strasbourg)

2.2.2 Les perturbations radiométriques

Les perturbations radiométriques (ou perturbations du signal) sont définies comme « *le degré de perturbations subi par le rayonnement sur l'ensemble de la chaîne de mesures indépendamment des perturbations dues au système d'acquisition* » (Lhomme *et al.*, 2004).

La complexité des milieux urbains joue un rôle majeur dans ces perturbations qui s'ajoutent à celles causées par les effets atmosphériques. Les pollutions locales amplifient encore ce phénomène. Ainsi, l'hétérogénéité des types de matériaux, la géométrie, la topographie, l'orientation peuvent modifier le signal et de ce fait les signatures spectrales. Ces phénomènes sont cités dans la littérature (Herold *et al.*, 2004, Bannari *et al.*, 1997). À notre connaissance, il existe cependant peu d'études qui analysent en détail les processus en cause et leurs conséquences sur les caractéristiques spectrales des milieux urbains. Nous proposons donc de le faire ici de manière détaillée.

Les perturbations des signatures spectrales se situent à tous les niveaux de la chaîne de mesure, c'est-à-dire au niveau de *l'éclairement solaire reçu* par la cible (irradiance), des *propriétés de réflexion* (réflectance) et de la *transmission du rayonnement réfléchi* (luminance). Les effets du milieu sur les caractéristiques spectrales seront donc étudiés séparément pour chacun de ces niveaux.

2.2.2.1 L'éclairement solaire : aspects théoriques

L'éclairement reçu par la cible appelé « éclairement solaire » ou « irradiance », est défini comme « *la quantité d'énergie reçue par unité de temps et unité de surface. Il est exprimé en W/m^2* » (Bonn et Rochon, 1992). Il est la somme des différentes composantes détaillées ci-dessous.

• L'éclairement direct

Il s'agit de la part de l'éclairement directement transmis par l'atmosphère en direction de la cible. Il dépend de l'éclairement solaire au sommet de l'atmosphère (considéré comme constant), des caractéristiques de transmission de l'atmosphère, de l'angle zénithal solaire et de l'inclinaison de la cible (effet de pente).

Les caractéristiques de transmission de l'atmosphère dépendent quant à elles, des conditions atmosphériques globales auxquelles peuvent s'ajouter des perturbations locales, dues à la pollution des milieux urbains.

L'angle azimuthal solaire est déterminé par la date et l'heure de prise de vue, il influence directement l'éclairement. Forster (1985) a modélisé ce phénomène en comparant la réponse d'un capteur pour les mêmes surfaces selon deux élévations solaires différentes. Les résultats montrent une réponse plus importante pour l'élévation solaire la plus forte (figure 2.9).

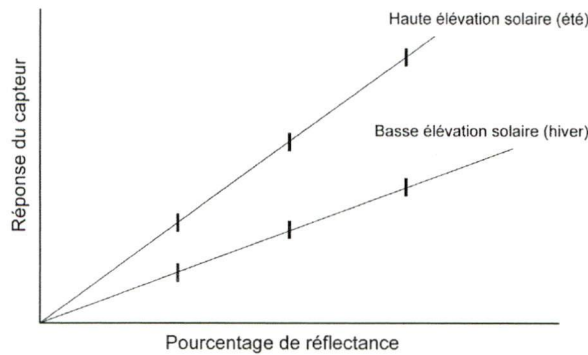


Figure 2.9 - Réponse du capteur en fonction du pourcentage de réflectance

pour deux élévations solaires (Forster, 1985)

La qualité d'énergie mesurée par la cible dépend également de son inclinaison. La prise en compte de ces phénomènes se fait par l'introduction de l'angle zénithal solaire, du coefficient de transmission de l'atmosphère et du cosinus de l'angle entre la normale à la surface et la direction du soleil. L'éclairement direct peut donc s'écrire :

$$E_{\text{direct}} = \cos \theta_s E_s * T_{\text{tr}} \quad \text{Équation 2}$$

Avec $\cos \theta_s$: angle zénithal solaire ; E_s : éclairement solaire au sommet de l'atmosphère ; T_{tr} : coeff de transmission de l'atmosphère ($\exp (-\tau / \cos \theta_s)$) avec τ : épaisseur optique de l'atmosphère.

• L'éclairement diffus

C'est la part d'éclairement qui arrive sur la cible par diffusion par les gaz et les aérosols (figure 2.11(b)). Il dépend de l'éclairement solaire, des caractéristiques de diffusion de l'atmosphère, de l'épaisseur d'atmosphère traversée et de l'angle d'irradiance (angle qui définit la partie visible du ciel à partir de la cible). Sur terrain plat et découvert, l'angle d'irradiance est égal à 2π radians, mais en milieux « rugueux » il peut être réduit, (figure 2.11 (b)). La formule simplifiée de l'éclairement diffus s'écrit :

$$E_{\text{diffus}} = \cos \theta_s E_s * T_{\text{di}} \quad \text{Équation 3}$$

Avec $\cos \theta_s$: angle zénithal solaire ; E_s : éclairement solaire au sommet de l'atmosphère ; T_{di} : coeff de diffusion de l'atmosphère.

• Éclairement par effets d'environnement

Il s'agit de la part d'éclairement réfléchi par le sol dans l'environnement de la cible et rediffusée par l'atmosphère en direction de la cible. Plusieurs interactions successives sont possibles (figure

2.11 (c)). L'éclairement par effets d'environnement dépend du coefficient de diffusion de l'atmosphère, de la nature de l'environnement de la cible (qui détermine sa réflectance) et de sa topographie (tableau 2.4).

Dans un milieu à forte rugosité, tel que le milieu urbain, une part de cette composante peut provenir de l'éclairement réfléchi (cf. 2.4) sur l'environnement de la cible (figure 2.11 (c)).

• L'éclairement réfléchi

Il s'agit de l'éclairement (direct ou diffus) qui est réfléchi en direction de la cible par le voisinage de cette dernière (figure 2.11 (d)). Il dépend de l'éclairement solaire, de la topographie de la cible, de son environnement relativement aux angles solaires zénithaux et azimutaux et des caractéristiques de réflexion des points de réflexion (tableau 2.4).

En milieu urbain où les immeubles peuvent être proches les uns des autres, la réflexion peut être multiple (effet canyon).

• L'ombre

Il s'agit du blocage de l'éclairement solaire direct par le voisinage de la cible (figure 2.11 (e)). L'ombre est fonction de la hauteur des reliefs, des angles d'éclairement solaire et de l'état de l'atmosphère (tableau 2.4). La conséquence est l'absence de l'éclairement solaire direct ou sa diminution en cas d'ombrage partiel de la cible. Ce blocage peut également s'exercer sur les autres composantes de l'éclairement.

L'impact de l'ombre sur la qualité des images varie en fonction de la résolution des images. Sur les images haute résolution, l'ombre est générée essentiellement par les nuages ou les reliefs marqués. En milieu urbain l'ombre constitue rarement une classe spectrale spécifique (ce peut être le cas dans des milieux naturels arborés ou si les reliefs sont importants). Elle contribue alors, dans des proportions variables, à la signature spectrale du pixel. L'ombre générée par les nuages diminue fortement la qualité des images en masquant des zones importantes. Le relief du terrain provoque, quant à lui, des zones d'ombre dont la taille est fonction de celle des reliefs et des angles d'éclairement solaire. Dans les cas de reliefs prononcés, l'ombre peut être un élément perturbateur de l'interprétation et nécessite l'application de modèles de correction (Calloz et Collet, 2001).

Sur les images THRS, l'ombre est due essentiellement à la présence de nuages et de forts reliefs mais également à la présence des objets hauts (bâtiments, arbres etc.) ce qui pose des problèmes d'interprétation, en particulier pour les milieux urbains.

Sur les images HRS en milieu urbain la taille des ombres est généralement inférieure à celle du pixel. La présence d'ombre se traduit alors par un mélange des signatures spectrales menant à des mixels. Sur les images THRS, le problème est tout autre, la taille des zones d'ombre est généralement supérieure à la taille des pixels et constitue une classe spectrale spécifique, ce qui perturbe l'interprétation.

Pour les images THRS, l'ombre apparaît donc comme une classe spectrale qui masque, plus ou moins fortement, la « vraie » classe d'occupation du sol (l'ombre peut de plus se confondre spectralement avec d'autres types d'occupation du sol comme l'eau ou certaines toitures très sombres). La figure 2.10 illustre ce phénomène sur une image Quickbird de Strasbourg où l'on observe que l'ombre de la cathédrale masque non seulement une partie de la place située autour de la cathédrale, mais également une partie des bâtiments situés aux alentours.



Figure 2.10 - Exemple d'ombre portée sur une image Quickbird, Cathédrale de Strasbourg

Les perturbations causées par l'ombre sont d'autant plus marquées sur les images THRS que l'orbite héliosynchrone de ces satellites est « calée » pour que le capteur survole les zones en matinée. Ceci permet d'avoir en moyenne des conditions météorologiques plus favorables, mais oblige à des prises de vues avec des angles d'élévation solaire qui ne sont pas optimums (Dare, 2005). Cette dernière remarque est particulièrement vraie pour les prises de vues hivernales.

Les zones d'ombre générées par les objets hauts sont particulièrement présentes en milieu urbain et perturbent l'interprétation des images THRS en milieux urbains (Dare, 2005 ; Takashi *et al.*, 2002 ; Leblon *et al.*, 1996 ; Huertas et Neviata, 1988).

Cependant, l'ombre peut être utilisée comme une source d'information supplémentaire (Dare, 2005 ; Liow et Pavidis, 1990). Ces informations sont obtenues grâce aux propriétés géométriques de l'ombre (Amani *et al.*, 2003), à savoir :

- la taille et la forme de l'ombre sont fonction de celles des objets qui la génèrent relativement aux angles d'éclairement solaire,

- l'orientation de l'ombre est fonction de l'angle azimutal solaire.

Plusieurs auteurs se sont donc attachés à extraire les zones d'ombre en combinant de manière plus ou moins complexe leurs propriétés spectrales et géométriques (Dare, 2005 ; Huertas and Neviata, 1988 ; Liow et Pavidis, 1990 ; Amani *et al.*, 2003). Les zones ainsi extraites ont ensuite été utilisées dans différents objectifs comme la recherche du type d'occupation du sol situé sous l'ombre (Dare, 2005 ; Amani *et al.*, 2003 ; Takahi *et al.*, 2002) ou l'aide à la détection des bâtiments (Liow et Pavidis, 1990 ; Irvin et Mckeown, 1989 ; Huertas and Neviata, 1988). Les informations sur la présence d'ombre ont également été utilisées pour la détection des dommages dues à un séisme (Vu *et al.*, 2004) ou encore pour l'aide au positionnement géographique de l'image (Yamada, 2002).

À une échelle plus fine d'analyse, l'ombre peut être décomposée en trois composantes (Amani *et al.*, 2003 ; Dare, 2005) : ***l'ombre portée*** qui est définie comme la partie sombre de l'objet qui se trouve dans l'ombre, ***l'ombre projetée*** qui correspond à la zone d'ombre engendrée par l'objet mais qui n'appartient pas à ce dernier et la ***pénombre*** qui correspond à la zone située en bordure de l'ombre projetée et qui reçoit partiellement l'éclairement solaire direct.

• Éclairement total

L'éclairement total est celui que reçoit réellement la cible. C'est la somme de toutes les composantes présentées précédemment (figure 2.11). Il s'écrit donc :

$$E_{\text{total}} = E_{\text{direct}} + E_{\text{diffus}} + E_{\text{envir}} + E_{\text{réflé}} \quad \text{Équation 4}$$

Avec E_{direct} : Éclairement direct ; E_{diffus} : Éclairement diffus ; E_{envir} : Éclairement du aux effets d'environnement ;
 $E_{\text{réflé}}$: Éclairement réfléchi.

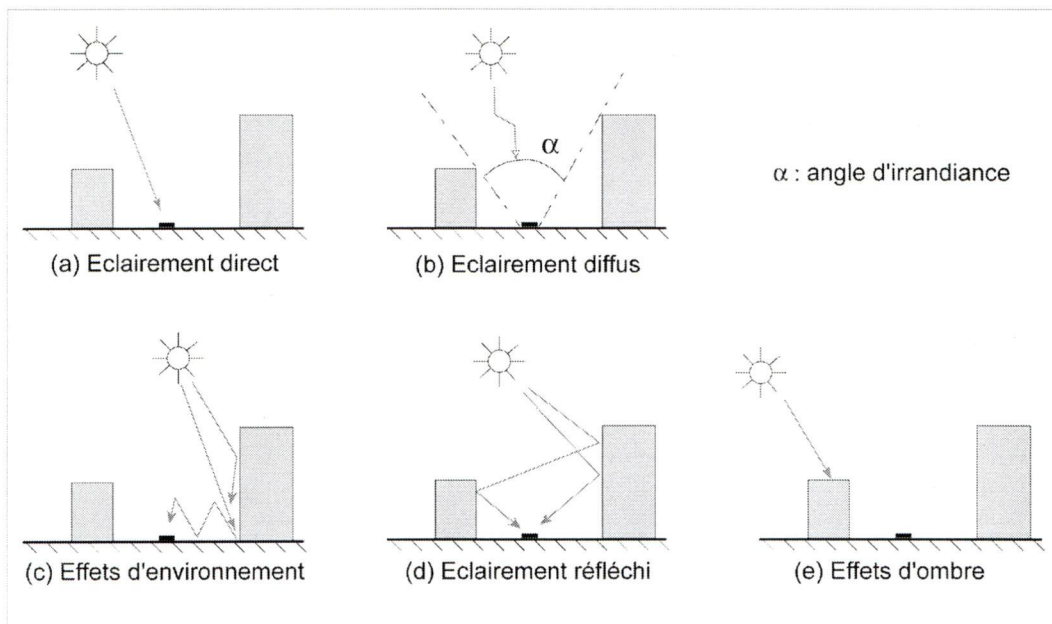


Figure 2.11 - Les différentes composantes de l'éclairage en milieux urbains.

• Synthèse

Le tableau 2.4 synthétise l'ensemble des mécanismes et paramètres nécessaires à la caractérisation de chacune des composantes de l'éclairage. Il montre la complexité des processus en cause et l'influence du milieu urbain sur la perturbation du signal.

Tableau 2.4 - Mécanismes et paramètres de caractérisation de l'éclairement solaire en milieux urbains

	Mécanismes	Paramètres de caractérisation (ordre 1)	Paramètres de caractérisation (ordre 2)
Éclairement direct	Rayonnement solaire directement transmis par l'atmosphère en direction de la cible	Éclairement solaire	Constante solaire
		Coefficient de transmission	Epaisseur optique
			Angle zénithal solaire
		Angle zénithal et azimutal solaire	Date et heure
		Inclinaison de la cible	
Éclairement diffus	Rayonnement solaire diffusé par les gazs et les particules en suspension de l'atmosphère	Eclairement solaire	Constante solaire
		Coefficient de diffusion	Taux de particules et aérosols, λ
		Angle d'irradiance	
		Angle zénithal et azimutal solaire	Date et heure
Éclairement dû aux effets d'environnement	Rayonnement solaire (direct ou diffus) réfléchi par l'environnement de la cible et diffusé dans sa direction.	Coefficient de diffusion	Taux de particules et aérosols, λ
		Contraste de l'environnement	Réflectance des surfaces
		« Topographie » de l'environnement	Pente, présence de bâtiments, etc.
Éclairement réfléchi	Rayonnement solaire (direct ou diffus) directement réfléchi en direction de la cible par son voisinage	Eclairement solaire	
		Position de la cible relativement à son environnement	
		Caractéristiques de réflectance des points de réflexion	Réflectance du matériau, (caractéristiques physiques et géométriques)
		Angle zénithal et azimutal solaire	Date et heure
Effet d'ombrage	Blocage (total ou partiel) de l'éclairement direct par l'environnement de la cible	Angle zénithal et azimutal solaire	Date et heure
		Position de la cible relativement à son environnement	
		Coefficient de diffusion	Taux de particules et aérosols, λ

2.2.2.2 L'éclairement solaire : essai de quantification

Les variations de l'éclairement solaire provoquent automatiquement des variations dans les signatures spectrales en milieu urbain. Le tableau 2.4 montre que les mécanismes qui entrent en compte dans l'éclairement que reçoit une cible sont complexes et interdépendants et qu'un grand nombre de paramètres entrent en jeu. Il nous semble donc utile de tenter de quantifier ces variations. Pour ce faire, nous utilisons comme base de quantification des mesures réalisées à partir de simulations numériques par un modèle type « Monte Carlo » (Miesch et Briottet, 2000). Un premier cas simple permet de bien identifier les mécanismes. Un deuxième cas, plus complexe, nous rapprochera des conditions des milieux urbains.

Pour toute la simulation, les résultats sont donnés pour la même longueur d'onde (550 nm). Nous nous sommes donc affranchis d'y faire référence dans le texte et dans les unités.

• Effet de l'inclinaison des cibles

La première simulation concerne une zone de dunes recouvertes uniformément de sable (figure 2.12). L'objectif est l'identification des effets de l'inclinaison des cibles sur les valeurs d'irradiance et sur la part de ces différentes composantes¹. Les écarts dans les inclinaisons peuvent être assimilés à ceux présents entre les différents pans d'une toiture.

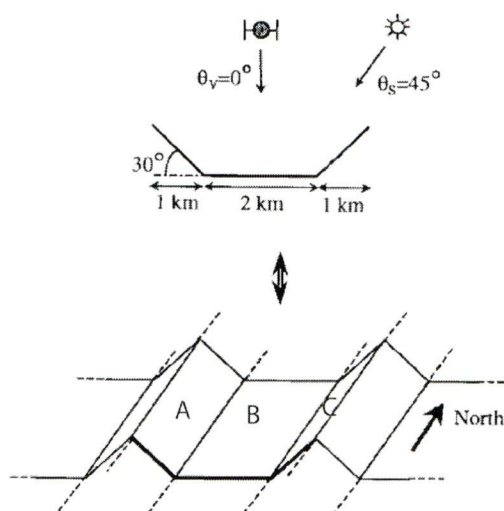


Figure 2.12 - Illustration du modèle « dunes » (Miesch et Briottet, 2000)

¹ Les paramètres introduits dans le modèle par les auteurs sont : réflectance supposée lambertienne ($\rho=0.4$) ; visibilité de l'atmosphère de 10 km ; angle zénithal solaire de 45° ; plan principal perpendiculaire à la direction des dunes ; capteur au nadir.

A partir des résultats de l'étude, reportés sur la figure 2.13, nous avons évalué, dans le tableau 2.5, les pourcentages de chacune des composantes pour trois points significatifs choisis sur le profil (Point A, B, C figures 2.13).

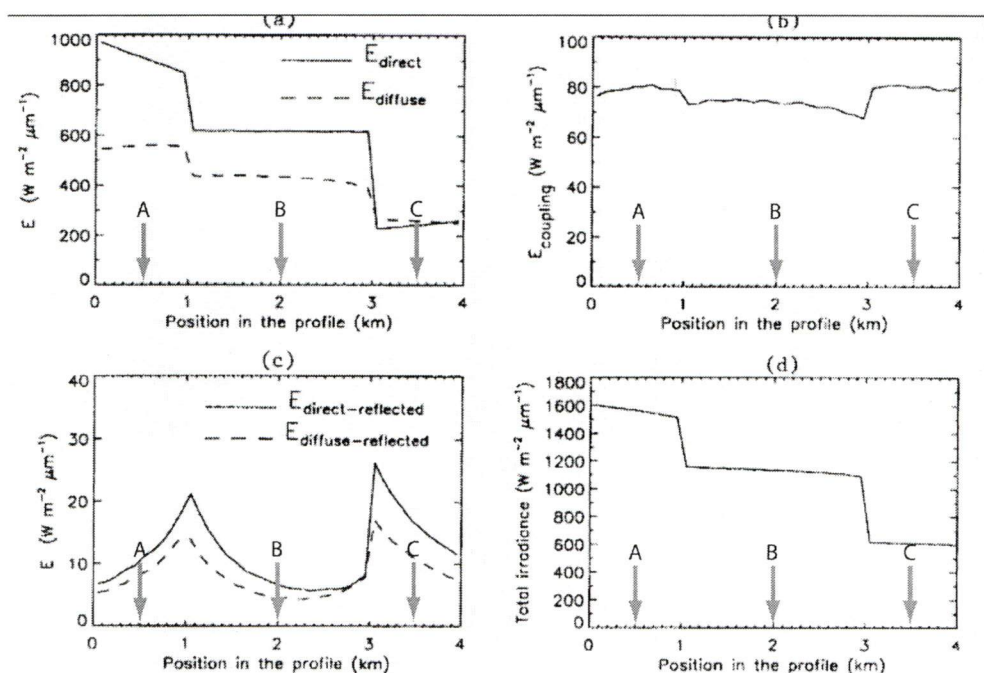


Figure 2.13 - Profil des différentes composantes de l'éclairement solaire (modèle dune)

(les flèches grises indiquent la position des points)

Tableau 2.5 - Valeurs des composantes d'éclairement pour trois points significatifs (a).

	Point A ($\theta_i = 15^\circ$)		Point B ($\theta_i = 45^\circ$)		Point C ($\theta_i = 75^\circ$)	
	Irradiance W/m^2	% E total	Irradiance W/m^2	% E total	Irradiance W/m^2	% E total
E direct	910	57	610	53	250	40,3
E diffus	560	35	455	39,6	270	43,5
E environnement	81	5	74	6,4	81	13
E direct réfléchi	10	0,6	7	0,6	17	2,7
E diffus réfléchi	8	0,5	4	0,3	11,5	1,85
E total *	1600	98,1	1150	99	620	101,3

* Les erreurs dans les valeurs de pourcentage sont dues aux approximations de lecture des valeurs (figure 2.13).

Avec θ_i : angle d'incidence.

Les données synthétisées dans le tableau 2,5 permettent de faire les observations suivantes :

L'éclairement direct est fortement influencé par l'effet de pente. Pour le point A, il représente la part principale de l'éclairement total (57 %). Cette valeur tombe à 40 % pour le point C où il ne représente que la deuxième composante (figure 2.13(a)).

L'éclairement diffus montre un comportement proche celui de l'éclairement direct. Ceci traduit un éclairement majoritairement diffusé dans la direction de l'éclairement direct. Sa contribution relative augmente avec la diminution de l'éclairement direct (figure 2.13(a)).

L'éclairement dû aux effets d'environnement montre des valeurs beaucoup plus faibles que les composantes précédentes. Il représente de 5 à 13 % de l'éclairement total. On observe les maxima aux pieds des dunes, ce qui correspond aux zones où « l'angle d'environnement » est maximum (figure 2.13(b)).

L'éclairement réfléchi contribue un peu plus faiblement que l'éclairement dû aux effets d'environnement. On observe qu'il est plus influencé par le relief que par l'éclairement direct et qu'il montre aussi des maxima aux pieds des dunes (figure 2.13 (c)).

Globalement, on observe une prédominance de l'éclairement direct fortement influencé par la valeur des pentes. Pour les autres composantes, l'éclairement diffus domine, mais leur contribution est toujours liée à la valeur de l'éclairement direct.

• Effets conjugués de l'inclinaison des cibles et de matériaux différents

Pour chercher à se rapprocher des conditions des milieux urbains, on utilise un modèle (Miesch et Briottet, 2000) qui introduit une topographie marquée sur des surfaces plus petites (apparition d'ombre) ainsi que des écarts importants dans les « matériaux »¹ (herbe et neige). Nous justifions le choix de ce modèle par le fait qu'en extrapolant quelque peu, ce modèle se rapproche d'un cas de pelouse située entre deux bâtiments dont les toits montreraient de fortes réflectances. Pour les estimations, nous avons procédé de la même façon que pour l'analyse de l'effet de l'inclinaison des cibles. Les résultats sont présentés dans le tableau 2.6, la position des points est indiquée sur la figure 2.14.

¹ Les paramètres introduits dans le modèle par les auteurs sont : réflectances des deux surfaces (neige : 0.85 et herbe : 0.49) ; visibilité de l'atmosphère de 23 km ; angle zénithal solaire de 47° ; capteur au nadir.

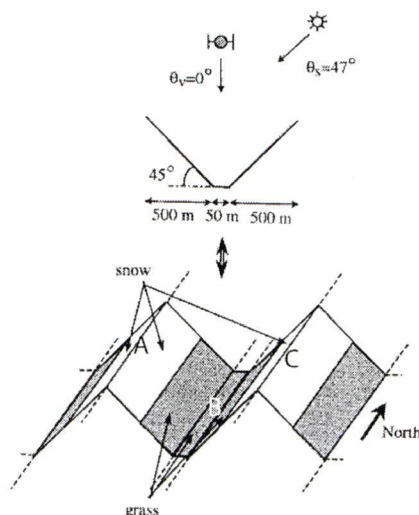


Figure 2.14 - Illustration du modèle « vallée étroite » (Miesch et Briottet, 2000)

Tableau 2.6 - Valeurs des composantes d'éclairement pour trois points significatifs (b).

	Point A		Point B		Point C	
	Irradiance W/m^2	% E total	Irradiance W/m^2	% E total	Irradiance W/m^2	% E total
E direct	800	80	0	0	0	0
E diffus	120	12	45	22,5	35	16,6
E environnement	27	2,7	19	9,5	31	14,7
E direct réfléchi	18	1.8	110	55	120	57,1
E diffus réfléchi	7	0.7	17	8,5	18	8,6
E total *	1000	97,2	200	95,5	210	97

* Les erreurs dans les valeurs totales sont dues aux approximations de lecture sur la figure en annexe 1

L'éclairement direct représente 80 % de l'éclairement total au point A. Par rapport au cas précédent, cette forte valeur s'explique par une pente plus forte et une visibilité de l'atmosphère plus grande. Il tombe à zéro pour les zones à l'ombre.

Le comportement de l'éclairement diffus reste en relation avec celui de l'éclairement direct. Sa contribution relative atteint 22,5% dans les zones d'ombre.

Le comportement de l'éclairement dû aux effets d'environnement est difficile à interpréter. Le modèle choisi montre des valeurs maximums au point C qui fait face à la zone éclairée et minimums dans le creux de la vallée.

L'éclairement réfléchi est nettement plus faible sur les faces opposées aux zones d'ombres et globalement plus important dans la zone d'herbe en fond de vallée. On remarque également, pour le point A, une contribution plus élevée que précédemment. Ceci s'explique par la topographie et la forte réflectance de la neige.

• Résultats

Ces écarts montrent l'influence de l'inclination de la cible ainsi que de la nature de son environnement (topographie, matériaux) sur les valeurs d'éclairement. Les milieux urbains montrent une topographie complexe et des matériaux hétérogènes. Les perturbations seront donc maximales dans ces milieux et se traduiront à la fin de la chaîne de mesure, par des perturbations sur les signatures spectrales.

Après avoir analysé les caractéristiques et perturbations de l'éclairement solaire, nous nous intéressons maintenant à la réflexion de ce rayonnement qui, nous le verrons, est également perturbé par le milieu.

2.2.2.3 La réflexion de l'éclairement solaire : aspects théoriques

La réflectance est la principale propriété utilisée en télédétection, elle est définie comme *le rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie incidente* (Bonn et Rochon, 1992). Elle caractérise la capacité d'une surface à réfléchir l'énergie reçue. Au niveau géométrique, on définit la réflexion spéculaire (diffusée entièrement dans la même direction) et la direction lambertienne (diffusée uniformément dans toutes les directions). La géométrie de réflexion est fonction de la rugosité de la cible qui dépend elle-même de la taille des grains relativement à la longueur d'onde. La majeure partie des surfaces sont considérées comme rugueuses dans le visible et le proche infrarouge (taille des grains supérieure à la longueur d'onde). On fait cependant généralement l'hypothèse d'une réflexion spéculaire. Nous verrons par la suite que dans de nombreux cas, tels que le milieu urbain, cette hypothèse est inexacte et que les différences de géométrie de réflexion peuvent provoquer des erreurs importantes sur les valeurs spectrales mesurées.

La géométrie de réflexion des surfaces se situe généralement entre la réflexion spéculaire et la réflexion lambertienne. Pour caractériser ces propriétés géométriques, on introduit la notion de réflectance bidirectionnelle. Elle est définie comme « *le rapport de la luminance réfléchie dans une direction donnée à la luminance incidente* (Bonn et Rochon, 1992) ». La réflectance bidirectionnelle est fonction du type de surface, des angles zénithaux et azimutaux (solaire et de visée) et des longueurs d'ondes.

Pour étudier la distribution de cette caractéristique, on utilise la Fonction de Distribution des Réflectances Bidirectionnelles (FDRB)¹. Cette fonction « décrit la dépendance directionnelle du rayonnement optique réfléchi. Elle caractérise la radiance dans une direction spécifique ... » (CCT, 2005). Elle s'écrit :

$$\rho(\Theta_i; \Theta_r; \lambda) = \frac{dL_r(\Theta_i; \Theta_r; \lambda)}{dE_i(\Theta_i; \lambda)} \quad \text{Équation 5}$$

Avec $\Theta = (\theta, \phi)$; θ : angle zénithal ; ϕ : angle azimutal ; i et r : incident et réfléchi ; λ : longueur d'onde ; L : luminance et E : irradiance. Unité : sr⁻¹

La BRDF est donc fonction des angles zénithaux et azimutaux relativement à la position de la cible, de ces propriétés de réflectance (donc du type de matériau) et de la longueur d'onde. Le milieu urbain montre une grande diversité dans l'agencement, l'inclinaison des objets, le type de matériaux utilisés, et les capteurs prennent des mesures sur différentes longueurs d'onde. On comprend tout l'intérêt d'étudier ces effets. Comme pour la partie précédente concernant l'éclairement, il nous semble utile de quantifier ces effets.

2.2.2.4 La réflexion de l'éclairement solaire : essai de quantification

• Quantification des variations de réflexion en fonction des angles et des orientations

Ici, nous nous basons sur des mesures de terrain réalisées sur une toiture uniformément recouverte de tuiles dont les pans montrent des orientations différentes (Meister and Wiemker, 1996). Les mesures sont effectuées selon quatre angles zénithaux solaires correspondants à quatre moments de la journée. Dix points de mesure ont été répartis sur les différents pans d'une toiture (figure 2.15).

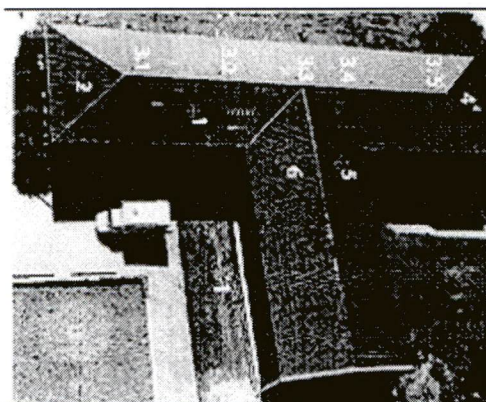


Figure 2.15 - Répartition des points de mesures (Meister and Wiemker, 1996)

¹ Dans la suite de ce texte, on utilisera l'acronyme anglais BRDF généralement utilisé dans la littérature.

Les conditions de cette étude (Meister and Wiemker, 1997) illustrent les dépendances angulaires de la réflectance en milieu urbain. Les résultats sont donnés sous forme de fonction continue de l'angle azimutal relatif (ϕ_i, ϕ_r). Afin de quantifier l'influence des variations d'orientation et d'angles azimutaux, nous avons sélectionné des points tous les 30° et transformé la BRDF (unité sr^{-1}) en pourcentage de réflectance. Les résultats sont présentés sur la figure 2.16.

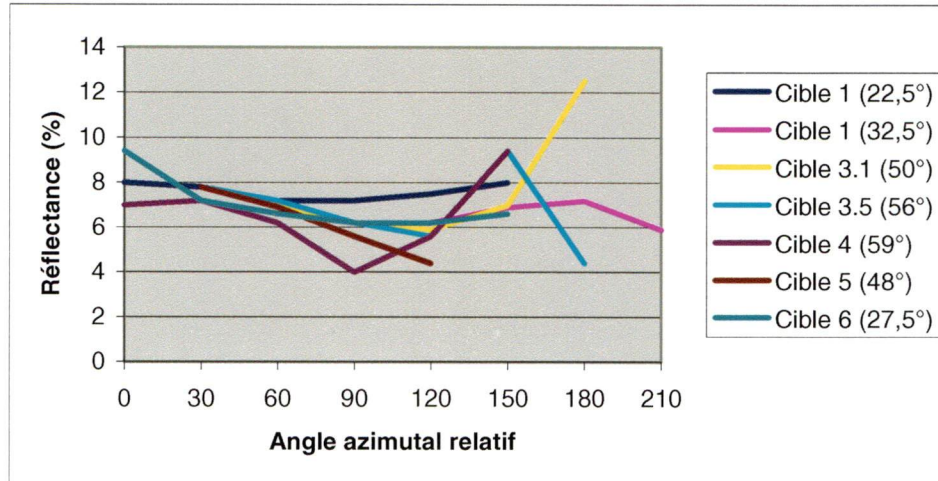


Figure 2.16 - Variation de la réflectance en fonction de l'angle azimutal relatif.

On peut tirer de ce graphique des observations intéressantes :

Pour le même angle azimutal relatif, on observe des écarts dans les valeurs de réflectance entre les différentes cibles, allant de 0,6 % pour $\phi_i, \phi_r=30$ à 8,1 % (pour $\phi_i, \phi_r=180$).

Pour la même cible, on observe des écarts de réflectance entre les différents angles azimutaux relatifs allant de 0,8 % (cible 1 ; $\theta_s=22,5^\circ$) à 6,6 % (cible 3,1 ; $\theta_s=50^\circ$).

La différence moyenne de réflectance est plus grande entre les cibles (3,75 %) qu'entre les angles azimutaux relatifs (2,76%). Ceci indique une plus grande dépendance de la réflectance aux angles zénithaux solaires qu'aux angles azimutaux relatifs.

Ces constatations montrent que les réflectances sont dépendantes des angles de visée et d'éclairement. Sur un même toit et pour une même surface, on observe des valeurs allant de 4 (cible 4, $\phi_i, \phi_r=90$) à 12,5 % (cible 3.1, $\phi_i, \phi_r=180$), ce qui peut perturber significativement les signatures spectrales.

Ces conclusions sont conformes aux mesures effectuées par Hérold *et al.*, (2004) qui montrent également l'influence de l'orientation sur la signature spectrale de différents types de toitures (figure 2.17).

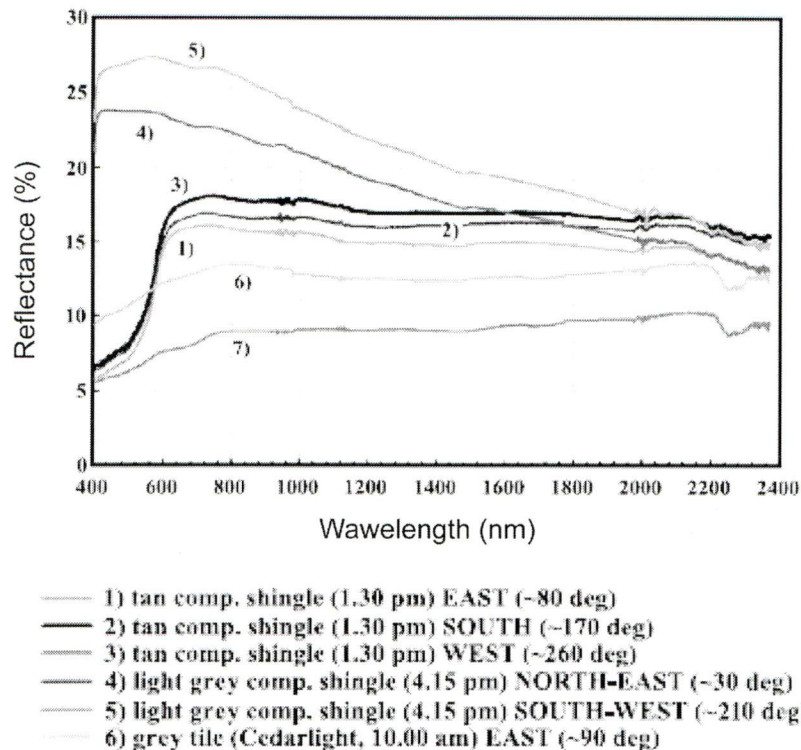


Figure 2.17 Signatures spectrales de différentes toitures selon différentes orientations et heures de prise de vues (Hérolde *et al.*, 2004)

Avec tan comp shingle : « bardeaux bruns » ; pm : post meridiem ; am : ante meridiem

• Quantification des variations de réflectance en fonction du type de matériaux

Nous cherchons maintenant à étudier les variations de réflectance en fonction du type de matériaux. Pour ce faire, nous nous basons sur une étude (Meister *et al.*, 1996) ayant modélisé, à partir de mesures, les réflectances de différents matériaux communément rencontrés en milieu urbain. Il s'agit d'aluminium, d'ardoise, de plastique, de « sprinkled wall paper »¹, de ciment et de tuile. Les mesures ont été réalisées à l'aide d'un goniomètre sous différents angles de visée et d'éclairement pour une longueur d'onde de 850 nm. La BRDF de la référence (spectralon) a également été mesurée puis modélisée. Le comportement de rétrodiffusion n'a pas été modélisé. Des mesures à l'ombre ont été réalisées pour prendre en compte la luminance diffuse. La figure 2.18 montre l'exemple des variations de BRDF en fonction des angles zénithaux pour deux types de matériaux (plastique et « sprinkled wall paper »). La totalité des figures est fournie en annexe 2.

¹ Nous n'avons pas pu traduire exactement ce terme. Nous pensons à un type de crépit extérieur.

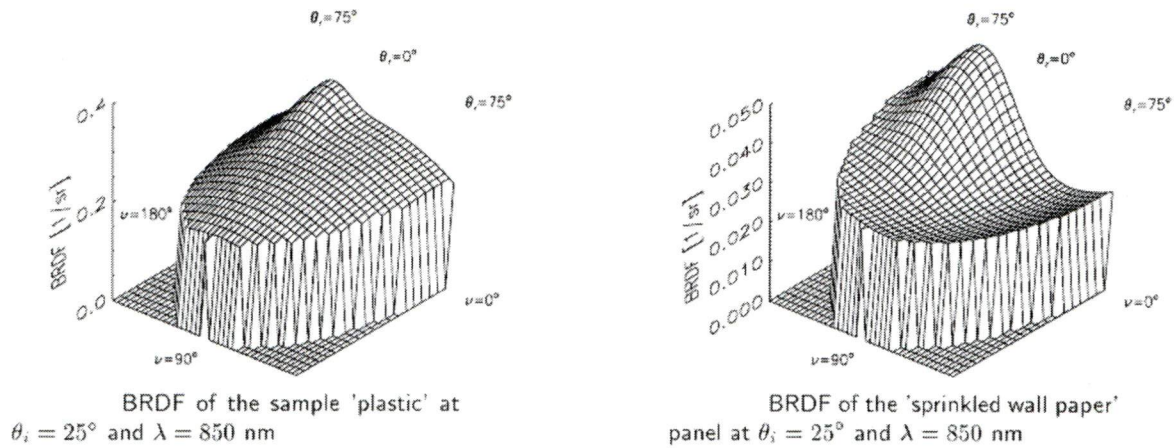


Figure 2.18 Variation de la BRDF pour différents angles zénithaux de visée et différents angles relatifs azimutaux pour deux types de matériaux (extrait)

L'interprétation de l'ensemble des figures (annexe 2) permet d'observer des écarts importants des valeurs de BRDF aussi bien entre les différents matériaux que pour les mêmes matériaux sous différentes conditions. On note également un comportement différent de la BRDF par rapport aux variations de θ_i (angle d'incidence). Les valeurs supérieures à 75° ne sont pas représentées. Pour l'ardoise et le plastique, la BRDF diminue quand θ_i augmente alors que c'est le phénomène inverse pour le ciment. Enfin, le pic de réflexion spéculaire n'est clairement observable que pour l'aluminium, le plastique et l'ardoise.

Nous faisons l'hypothèse que ces écarts de comportement sont dus à des écarts dans la rugosité voire la structure granulométrique des matériaux. Par exemple, l'aluminium qui est lisse a une forte réflexion spéculaire alors que le ciment, plus rugueux, montre un comportement diffus.

• Résultats

Les essais de quantifications réalisés montrent tout d'abord la dépendance de la réflectance aux angles de visée, d'éclairement et aux inclinaisons des cibles. Ainsi pour un même objet, la réflectance peut varier de manière significative. Cette variation dépend de plus du type de matériaux. Ces variations engendrent obligatoirement, à la fin de la chaîne de mesures, des écarts dans les signatures spectrales que nous considérons comme perturbatrices de la qualité de l'image. Les milieux urbains montrent une topographie complexe et une grande diversité de matériaux. Les perturbations seront donc maximales.

2.2.2.5 Le rayonnement réfléchi

Le rayonnement réfléchi vers le capteur (luminance) subit également des perturbations. Il est composé de la luminance directe (réfléchi par la cible en direction du capteur et transmis

directement) ; de la luminance diffuse (réfléchi par l'environnement de la cible et diffusée par l'atmosphère en direction du capteur) et de la luminance atmosphérique (réfléchi par l'atmosphère avant d'atteindre la cible).

Il est évident que le milieu urbain peut influencer de manière significative la luminance diffuse. De même, la luminance directe d'une cible située dans une rue de type « canyon » pourra être perturbée, voire stoppée par les immeubles de la rue. Faute de références bibliographiques ou de données expérimentales, il ne nous est malheureusement pas possible de quantifier les effets du milieu sur le rayonnement réfléchi.

2.2.2.6 Synthèse

L'objet de cette section était d'analyser les perturbations radiométriques subies durant le processus de prise de vue des images. Il ressort que les perturbations sont présentes à tous les niveaux de la chaîne de mesure.

L'éclairement solaire varie en fonction de l'inclinaison de la cible, mais aussi de la topographie et des types de matériaux composant son environnement. La réflectance varie en fonction de l'inclinaison de la cible, des angles d'éclairements solaires et des angles de visées. Ces variations sont de plus fonction du type de matériau. La transmission du rayonnement réfléchi peut également être perturbée par la topographie et par l'atmosphère.

Ces variations se cumulent entre elles et peuvent aboutir, à la fin de la chaîne de mesure, à des variations significatives. Il ne nous est malheureusement pas possible de quantifier ces variations. L'analyse effectuée permet cependant de faire l'hypothèse qu'en milieu urbain, ces variations peuvent perturber de manière significative les signatures spectrales. La relation entre l'occupation de sol et la signature spectrale est donc diminuée.

L'impact de ces effets sur les images est bien sûr fonction de la résolution spatiale. L'échelle des objets urbains explique que ces perturbations soient plus marquées sur les images THRS. L'impact des différentes inclinaisons d'une toiture ou de la réflexion multiple dans une rue de type « canyon » sera plus marqué sur les images THRS.

L'analyse montre que le signal présente des écarts importants dans des valeurs d'irradiance et de réflectance en fonction des angles d'éclairement et de visée, des caractéristiques géométriques de la cible et des longueurs d'ondes. Ces écarts se traduisent par des écarts de luminance qui modifient les valeurs spectrales contenues sur les images. Ces effets s'ajoutent aux variations spectrales « naturelles » des objets. Ils expliquent en partie la forte variance locale des images en milieu urbain qui, nous le verrons, est accentuée par la diminution de la résolution des images.

D'une manière générale, on peut donc affirmer que la spécificité des milieux urbains (densité, composition, topographie) perturbe le processus de prise de vue. Ces perturbations diminuent la qualité des images en diminuant la relation entre signature spectrale et type d'occupation du sol. L'impact de ces perturbations est accentué dans le cas des images THRS ce qui a pour effet d'augmenter la variance locale et de diminuer la signification thématique des signatures spectrales.

2.3 L'interprétabilité des images

La qualité des images a précédemment été définie comme « *le degré de fidélité (géométrique et radiométrique) existant entre l'image et la réalité du terrain, ceci indépendamment des méthodes d'interprétation* » (Lhomme et al., 2003).

Les caractéristiques « techniques » des images et les perturbations ont été analysées. Nous nous intéressons maintenant à l'interprétabilité des images, c'est-à-dire à leur capacité à rendre compte de l'occupation du sol. Cette interprétabilité dépend bien entendu de l'objectif de l'interprétation qui dans notre cas, a été identifiée comme l'acquisition d'information spatiale sur les objets urbains.

Les milieux urbains, en particulier à l'échelle des objets, sont caractérisés par une grande densité et une grande hétérogénéité de tailles, de formes et de matériaux. Sur les images de télédétection, cette densité et cette hétérogénéité se traduisent à travers le contraste et la fréquence spatiale des objets.

Welch (1982) a modélisé l'organisation spatiale des villes à partir de la taille des parcelles, leurs densités et leurs contrastes (figure 2.19). Il utilise ensuite ces données pour caractériser des types de villes. Ainsi les villes nord américaines montrent des parcelles de grandes tailles et de faibles densités alors que les villes asiatiques montrent une forte concentration de parcelles de tailles réduites (figure 2.19).

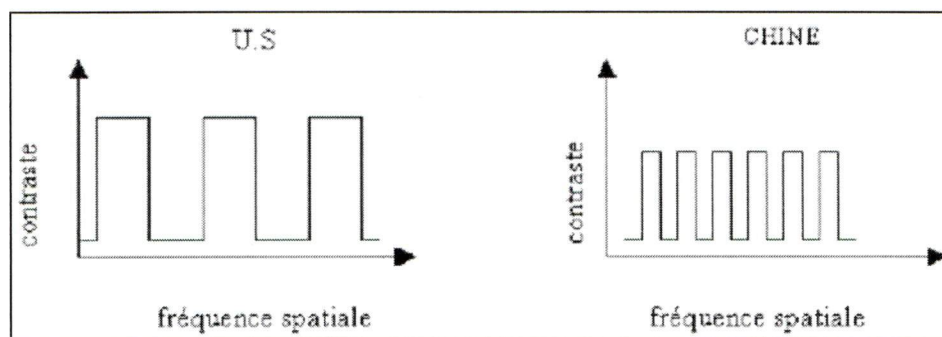


Figure 2.19 - Modélisation de la fréquence spatiale des milieux urbains, USA et Chine
(Welch, 1982)

Cette modélisation nous amène à distinguer deux aspects dans l'interprétabilité des images : les aspects spatiaux et les aspects spectraux. Nous traiterons à part la question des mixels (le terme sera défini ultérieurement) qui comporte à la fois des aspects spectraux et spatiaux. Un dernier point sera brièvement analysé, il s'agit de la capacité des images à percevoir les changements urbains. Elle sera étudiée à travers les aspects temporels de l'interprétabilité.

2.3.1 L'interprétabilité des images : aspects spatiaux

Rappelons tout d'abord que la qualité spatiale d'une image peut être altérée par les distorsions géométriques. Cette question a été traitée précédemment (cf. 2.2.1), nous n'y reviendrons donc pas.

En dehors des perturbations géométriques, l'interprétabilité spatiale d'une image est essentiellement déterminée par *la relation entre l'échelle d'interprétation et la résolution spatiale des images*.

La section 2.3.1 a montrée l'importance de l'échelle qui est déterminée par la taille de la zone d'analyse et par le type de phénomène à étudier. La « lisibilité » des phénomènes géographiques est en effet en rapport avec l'échelle (Cao and Lam, 1997).

En télédétection, la résolution spatiale est associée à l'échelle (Cao and Lam, 1997). Elle détermine la taille des objets (ou structures) identifiables (Welch, 1982 ; Puissant, 2003), mais aussi la taille de la zone couverte par une image. Sur les images satellitaires, la question du choix de l'échelle se pose donc en terme de choix de résolution spatiale.

L'augmentation de l'offre en terme de résolution spatiale rend cette question de plus en plus importante. Ceci est d'autant plus vrai pour les milieux urbains où la résolution spatiale est considérée comme le principal élément de l'interprétabilité des images (Donnay, 1997 ; Baudot, 1997 ; Forster, 1985 ; Welch, 1982)

Le choix de la résolution spatiale est fonction du niveau d'interprétation désiré relativement aux caractéristiques physiques du milieu (Woodcock and Strahler1987). La résolution spatiale influe sur le pourcentage de mixels. Elle détermine donc indirectement le type de méthodes d'interprétation à utiliser (Woodcock and Strahler1987 ; Forster, 1985 ; Atkinson and Aplin2004).

Rappelons que les trois niveaux d'interprétation définis à partir des critères NIIRS sont : la détection, l'identification et l'analyse. Les figures 2.1 et 2.2 (introduction de ce chapitre) qui illustrent ces différents niveaux d'interprétation posent clairement la question de la résolution spatiale la mieux adaptée. De nombreux auteurs s'y sont intéressés, nous présentons les travaux qui traitent plus spécifiquement des milieux urbains.

Strahler *et al.* (1986) définissent la résolution spatiale relativement à la taille des objets analysés. Ils parlent de haute résolution dans les cas où la taille des pixels est inférieure à la taille des éléments de la scène et de basse résolution dans le cas contraire. Ce type de définition a le mérite d'être pédagogique. Elle est cependant difficile à utiliser puisque la résolution peut varier sur la même image en fonction du type d'objet.

Welch (1982) se concentre plus spécifiquement sur les milieux urbains. Il considère que la taille des objets (ou des parcelles), la fréquence de répétitivité spatiale et le contraste sont les éléments déterminants du choix de la résolution spatiale. Il considère également que ces trois éléments sont directement liés entre eux et définis par les caractéristiques urbanistiques des villes (*cf.* 1.3). Cette généralisation lui permet de proposer une méthode de sélection de la résolution requise pour chaque type de ville basée sur la relation entre la taille du pixel et le nombre de pixels par parcelle (figure 2.20). Pour ce faire il suppose un minimum de quatre pixels par parcelle ce qui est en accord avec la théorie générale du traitement du signal qui indique que « *si le pas d'échantillonnage est plus grand que la moitié de la taille des objets (parcelles) le risque est grand d'observer un phénomène d'interférence entre les fréquences* » (Baudot, 1997). Welch (1982) déduit ensuite des « résolutions requises » en fonction de la taille des parcelles et donc du type de ville allant de 5 m pour les villes asiatiques à 30 mètres pour les villes des USA.

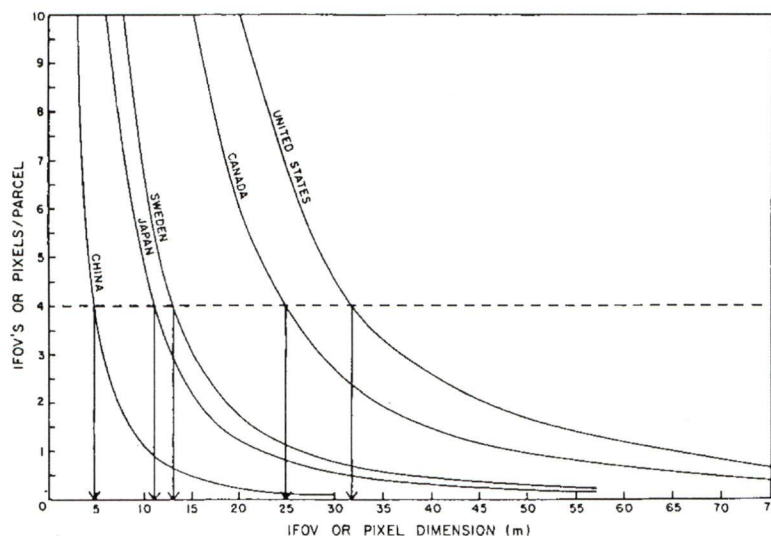


Figure 2.20 Résolution spatiale requise en fonction du type de ville (Welch, 1982)

Cette évaluation est riche en enseignement. On peut toutefois critiquer le fait qu'elle ne prenne pas en compte les variations de taille de « parcelles » pouvant exister entre les différents quartiers d'une même ville. Les figures 2.21 et 2.22 illustrent ces différences dans le cas de la taille des bâtiments pour les villes d'Hanoi et de Sherbrooke.

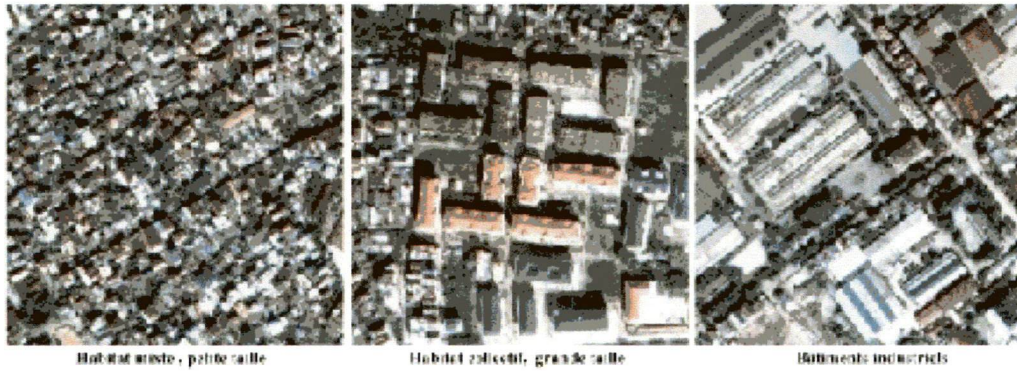


Figure 2.21 - Différents types de bâtiments présents à Hanoi (Vietnam)



Figure 2.22 - Différents types de bâtiments présents à Sherbrooke (Québec, Canada)

Parallèlement à ces considérations théoriques, des méthodes ont été développées pour la recherche de la résolution adaptée à la taille des objets. Beaucoup d'entre elles sont basées sur l'analyse des valeurs de textures et plus spécifiquement sur la variance. Les dimensions fractales ont également été utilisées (Quattrochi and Goodchild., 1997).

Woodstock (1987) a posé les bases théoriques de l'analyse de la résolution par la mesure de variance qui considère que :

- quand la résolution spatiale est significativement plus petite que la taille des objets la probabilité que deux pixels adjacents montrent des valeurs spectrales proches est forte ce qui correspond à une variance faible ;
- quand la résolution spatiale est à peu près égale à la taille des objets, la probabilité que deux pixels adjacents montrent des valeurs spectrales proches diminue et donc la variance augmente ;
- quand la résolution spatiale est supérieure à la taille des objets, différents types d'occupation du sol contribuent aux valeurs spectrales des pixels, ce qui a pour effet de diminuer la variance.

À partir de là, il suffit de mesurer la variance sur des images de résolutions différentes pour sélectionner la résolution appropriée aux différents types de milieux. Woodstock and Strahler(1987) déterminent ainsi, à partir d'une image (zone résidentielle, canoga park, USA) de résolution originale de 2,5 m dégradée jusqu'à 30 m, une taille moyenne des objets urbains allant de 10 à 15 mètres. La figure 2.23 présente l'image utilisée et le graphe montrant l'évolution de la variance en fonction de la résolution spatiale.

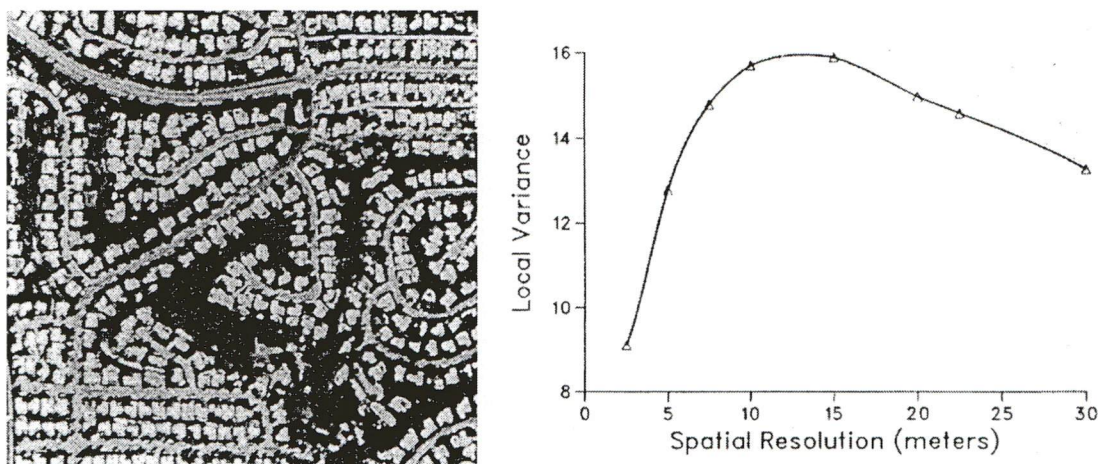


Figure 2.23 - Variance locale en fonction de la résolution spatiale (Woodstock , 1987)

Plus récemment, Atkinson and Aplin(2004) utilisent un variogramme pour la sélection des résolutions. Ils concluent, à partir de traitements sur des images dégradées allant de 4 à 1024 m que pour les milieux urbains, la réduction de la variance est maximum entre 8 et 16 mètres. Ces valeurs sont conformes aux conclusions de Woodstock and Strahler(1987). Atkinson and Aplin(2004) mettent cependant en avant les différences de tailles et de structures des objets urbains qui, selon eux, ne permettent pas de sélectionner une résolution optimale « unique ». Ces auteurs vont jusqu'à indiquer que l'utilisation des méthodes basées sur la variance pour la sélection d'une résolution spatiale optimum unique mènerait à des erreurs.

Pour tenter de palier ce type de problèmes, Puissant (2003) a appliqué aux milieux urbains une méthode de calcul de la résolution optimale mise au point par Marceau *et al.* (1994) pour les milieux forestiers. Comme les méthodes précédemment citées, cette méthode se base sur la recherche de la variance minimum, mais les mesures ne s'effectuent pas sur l'image entière mais sur des types spécifiques d'occupation du sol. La méthode a été testée sur différents objets urbains définis à partir de leur catégorie (bâtiment, végétation, route), des matériaux qui les composent (par exemple pour les bâtiments : tuile, ardoise, gravier etc.) et de leur forme (par exemple pour les bâtiments : carré, rectangulaire etc.). Des images simulant 11 résolutions spatiales différentes allant de 0,8 m à 10 m ont permis de calculer la « résolution spatiale

optimale » de chacun des objets. La figure 2.24 illustre, à titre d'exemple, le calcul de la résolution spatiale optimale pour deux types de bâtiments.

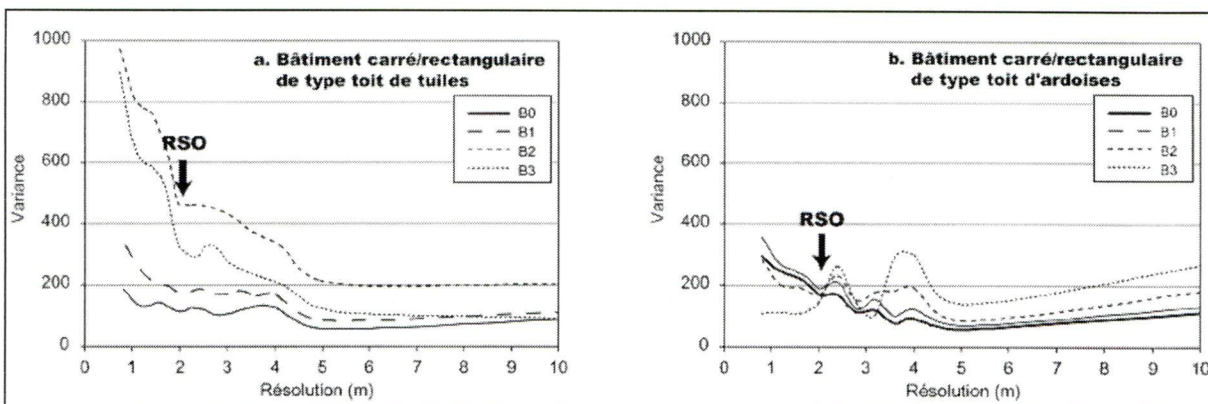


Figure 2.24 - Variance et résolution optimale pour deux types de bâtiments (Puissant, 2003)

L'auteur a ensuite déduit de ces calculs un intervalle de résolution « quasi optimale » qui est compris entre 2 et 3 m pour les objets urbains carrés (type bâtiments), entre 1 et 2 m pour les objets de types linéaires (routes), entre 0,8 et 1 mètre pour les objets circulaires de petite taille (arbres isolés) et entre 6 et 8 m pour les zones quelconques.

Small (2001) aborde quant à lui la question de la résolution spatiale optimum à travers la caractérisation « d'échelle spatiale des réflectance ». La méthode se base sur des principes proches de ceux développés par Woodstock (1987). Small considère que la variabilité interne des objets urbains est globalement inférieure à la variabilité « inter-objet ». C'est ici la mesure de l'auto-corrélation spatiale qui fournit une indication sur l'échelle de variation des réflectances et donc sur l'échelle des objets urbains. Les mesures sont effectuées sur une série d'extraits d'images Ikonos provenant de villes différentes (New York, USA ; Pune, India ; Naples, Italie ; Caraz, Pérou et Nanjing, Chine). Il ressort que « l'échelle spatiale des réflectances » se situe entre 10 et 20 m pour l'ensemble des villes à l'exception de Nanjing qui montre des valeurs un peu plus faibles.

Les différentes études présentées montrent des écarts dans la nature et la méthodologie des analyses. Il est cependant possible de dégager quelques points essentiels. La résolution spatiale optimum se situe dans une fourchette allant de 5 à 30 mètres pour des analyses intra-urbaines ne nécessitant pas l'identification des objets. Par contre, si l'on considère l'analyse individuelle des objets urbains, *la résolution spatiale optimale se situe entre 0,8 et 15 mètres*. Il ressort également de cette analyse qu'il n'existe pas de résolution *spatiale adaptée à l'ensemble des objets urbains*. Cette dernière remarque est d'autant plus exacte qu'il existe des variations dans la taille des objets à l'intérieur d'une même ville et entre les types de villes.

2.3.2 L'interprétabilité des images : aspects spectraux

L'interprétabilité spectrale des images pour l'identification des objets urbains sera traitée à travers la question de la discrimination spectrale des objets. Si l'on ne tient pas compte des perturbations subies par le signal, la discrimination spectrale des objets dépend de la capacité du système de mesure (capteur) à discriminer les signatures spectrales des objets. En ce sens, nous proposons d'étudier tout d'abord les caractéristiques spectrales des objets urbains puis d'analyser les possibilités de discrimination spectrale de différents types d'occupation du sol en fonction de la résolution radiométrique des capteurs et des bandes spectrales disponibles.

2.3.2.1 Les caractéristiques spectrales des objets urbains

Les caractéristiques spectrales d'un objet correspondent au comportement de celui-ci face au rayonnement électromagnétique reçu. Dans le domaine des longueurs d'onde du visible, ce comportement détermine la couleur de l'objet.

Les milieux urbains sont composés d'un grand nombre de types d'occupation du sol qui offrent une grande variété de comportements spectraux. La caractérisation spectrale des milieux urbains diffère en fonction du « niveaux » d'analyse, des types de matériaux répertoriés, mais également en fonction de la gamme de longueur d'onde et de la finesse des instruments de mesures.

Bien que nous nous intéressions plus spécifiquement à l'échelle des objets, il nous semble pertinent de traiter brièvement des caractéristiques spectrales des milieux urbains à des échelles plus petites.

À un premier niveau d'échelle, pouvant être assimilé au niveau de la tache urbaine, la caractérisation spectrale des milieux urbains peut être réduite à la combinaison de trois catégories d'occupation du sol (eau mise à part) : les surfaces imperméables, les sols nus et la végétation (Ridd, 1995).

À un second niveau, il est possible de caractériser spectralement les villes à partir des types majoritaires d'occupation du sol. La figure 2.25 présente un exemple de caractérisation spectrale des milieux urbains à un niveau relativement basique pour des longueurs d'onde allant de 0,4 à 10 μm .

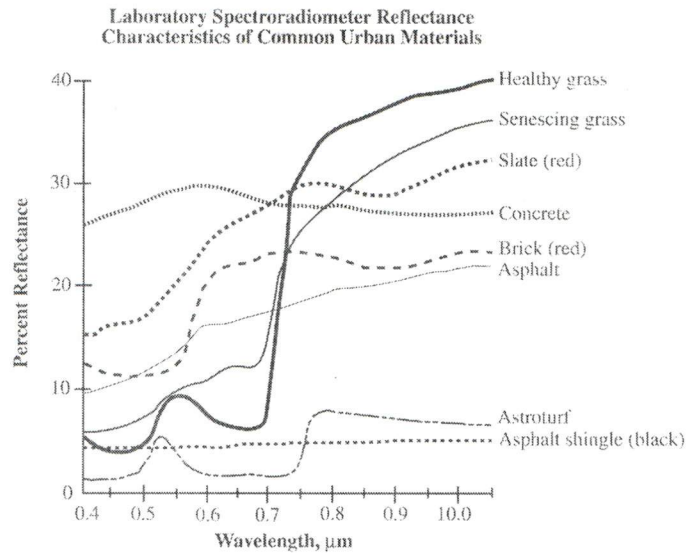


Figure 2.25 - Réflectance des matériaux rencontrés en milieux urbains (Jensen, 2000)

À un niveau plus fin d'analyse, pouvant être assimilé à celui des objets, certaines études se sont attachées à la recherche de l'exhaustivité en caractérisant l'ensemble des matériaux présents en milieux urbains. Cette caractérisation est effectuée soit à travers l'établissement d'une librairie spectrale (Herold *et al.*, 2004 ; Ben-dor *et al.*, 2001), soit en à travers la recherche des « spectres élémentaires » (le terme anglophone « endmembers » est plus généralement utilisé) en utilisant des méthodes de démixage appliquées à des données hyperspectrales (Small, 2003, Rashed *et al.*, 2003).

Herold *et al.* (2004) ont par exemple établi une librairie spectrale (longueurs d'onde allant de 400 à 2400 nm) à partir de la nomenclature « U.S. Géological Survey » (USGS) présentée dans les travaux de Anderson *et al.* (1976) puis dans ceux de Jensen (2000). Cette nomenclature décompose l'occupation du sol en quatre niveaux hiérarchiques. Le premier niveau correspond aux caractéristiques globales (végétation, surfaces imperméables, sol nu et eau) définies par Ridd (1995). La figure 2.26 présente un extrait de la « nomenclature » correspondant à la catégorie « zones construites » (la nomenclature complète est présentée en annexe 3).

Level 1	Level 2	Level 3	Level 4
1. Built up	1.1 Buildings/roofs	1.1.1 Composite shingle roof	1.1.1.1 Black shingle 1.1.1.2 Blue shingle 1.1.1.3 Brown shingle 1.1.1.4 Green shingle 1.1.1.5 Grey shingle 1.1.1.6 Mixed shingle 1.1.1.7 Orange shingle 1.1.1.8 Red shingle 1.1.1.9 Tan shingle 1.1.1.10 White shingle
		1.1.2 Plastic roofs	
		1.1.3 Glass	1.1.3.1 Light Glass
		1.1.4 Gravel roof	1.1.4.1 Gray gravel 1.1.4.2 Red gravel
		1.1.5 Metal roof	1.1.5.1 Brown metal 1.1.5.2 Light grey metal 1.1.5.3 Green metal
		1.1.6 Asphalt roof	1.1.6.1 Light grey asphalt
		1.1.7 Tile roof	1.1.7.1 Red tile 1.1.7.2 Gray tile
		1.1.8 Tar roof	1.1.8.1 Black tar 1.1.8.2 Brown tar

Figure 2.26 - Extrait de la « classification » des types d'occupation du sol utilisé pour la création de la librairie spectrale (Jensen, 2000)

Des mesures au sol effectuées dans des longueurs d'ondes comprises entre 350 et 2400 nm ont ensuite permis d'établir les signatures spectrales de chacune des catégories présentes dans la classification. La figure 2.27 montrent, à titre d'exemple, les signatures spectrales de matériaux correspondant à différents types des toitures.

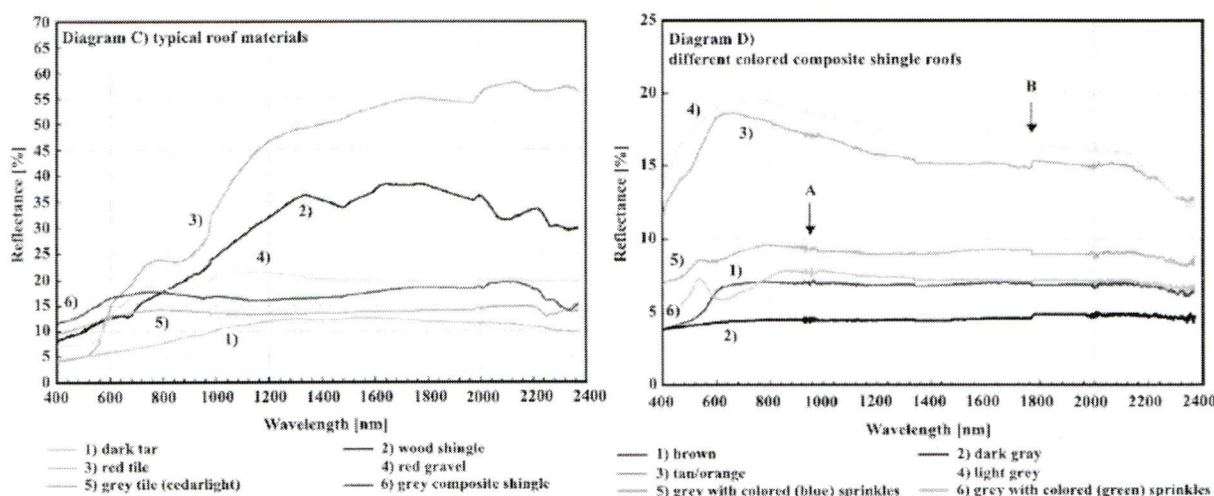


Figure 2.27 - Réflectance de différents matériaux composant les toitures (Hérol, 2004)

On déduit de l'analyse de cette figure qu'il n'existe pas de relation univoque entre la signature spectrale et la présence d'un bâtiment.

Il ressort de l'analyse des caractéristiques spectrales des objets urbains que les différents matériaux composant les objets urbains montrent une grande variété de signatures spectrales. Les écarts entre les différentes signatures sont très variables et affectent différentes longueurs d'onde.

La question qui se pose alors est de savoir dans quelle mesure les capteurs disponibles peuvent discriminer ces différentes signatures.

2.3.2.2 Les possibilités de discrimination spectrale

Jensen, (2000) analyse les possibilités de discrimination spectrale en fonction du type d'application. Il déduit que pour la discrimination de l'ensemble des types d'occupation du sol en milieu urbain, les bandes spectrales les plus adaptées sont : le visible (400 à 700 nm), le proche infrarouge (700 à 1100 nm), le moyen infrarouge (1500 à 2500 nm) et/ou le panchromatique (500 à 700 nm). L'infrarouge thermique (3000 à 1200 nm) peut également être utilisé pour des études nécessitant des mesures de températures. Il considère par contre que le domaine du visible, voire l'utilisation d'un seul canal panchromatique, est suffisant pour d'autres types d'applications comme la gestion des infrastructures de transport. Il semble cependant que cet auteur n'a pas considéré dans son analyse l'identification des objets.

Pour ce faire, nous nous référons à Herold *et al.*, (2004) qui utilisent une librairie spectrale (*cf.* 2.2.3.2.1) à partir de laquelle ces auteurs mesurent la séparabilité (utilisation de la distance de Bhattacharya) de chacun des types d'occupation du sol (niveau 4 de la nomenclature USGS (Anderson *et al.*, 1976) ; figure 2.26). Ils déduisent une forte séparabilité entre la végétation, les toitures en gravier, les toitures en tuiles rouges et les routes en bitume. À l'inverse, les routes en asphalte, les stationnements et des types spécifiques de toitures composées de bardeaux ou de tuiles grises ou goudronnées montrent une très faible séparabilité.

À partir de ces mesures, différentes longueurs d'onde sont identifiées comme optimums pour la discrimination des types d'occupation du sol en milieux urbains, et ce, dans différentes parties du spectre : 420, 440, 570, et 640 nm dans le visible ; 750, 1105 et 1315 nm dans le proche infrarouge et 1990 nm dans les micro-ondes. Les zones spectrales allant de 490 à 550 nm et de 1670 à 1750 nm sont également considérées comme importantes pour la séparabilité (figure 2.28).

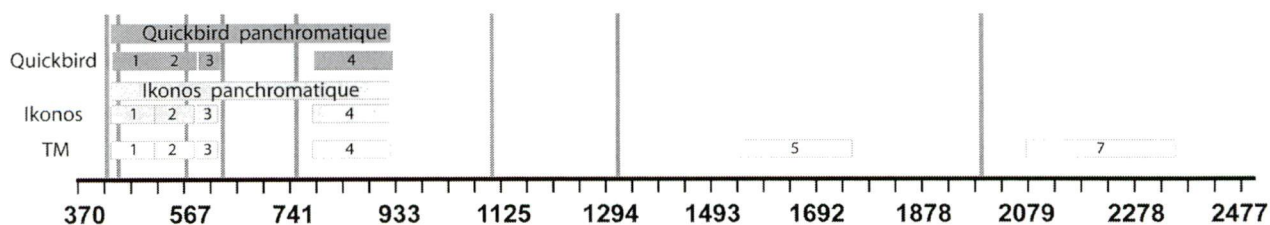


Figure 2.28 - Canal de discrimination optimal (modifié de Herold *et al.*, 2004)

(Les lignes grises représentent les canaux de discrimination optimale, capteur Aviris)

La comparaison de ces résultats avec les longueurs d'ondes des capteurs Ikonos et Landsat amène ces auteurs à conclure que ni la plage de longueur d'onde couverte par les bandes spectrales ni la résolution radiométrique de ces capteurs ne sont bien adaptés à la discrimination spectrale des nombreux types d'occupation du sol présents en milieu urbain.

Les résultats des deux études sont difficilement comparables, car la résolution comme les gammes de longueurs d'onde ne sont pas identiques. Il ressort cependant que les caractéristiques spectrales des capteurs non hyperspectraux ne semblent pas parfaitement adaptées à la discrimination de l'ensemble des types d'occupation du sol en milieu urbain.

Nous avons vu précédemment que la qualité spectrale des images en milieu urbain pouvait être altérée par la perturbation du signal dont la forme la plus évidente est l'apparition de zone d'ombre. Ces éléments doivent donc être pris en compte dans l'évaluation finale de la qualité d'une image.

Un dernier point relatif à l'interprétabilité spectrale de l'image n'a pas encore été traité, il rejoint de près la notion de séparabilité spectrale, il s'agit du contraste.

Le contraste est « *la différence de brillance¹ existant entre un objet et son entourage* » (Campbell, 2002). Le contraste observé sur une image dépend de la séparabilité des signatures spectrales, des capacités du capteur à enregistrer finement l'information (résolution spatiale², spectrale et radiométrique), mais aussi des effets atmosphériques (absorption d'une part de l'irradiance et de la luminance par les gaz).

Le contraste joue un rôle important dans l'interprétabilité d'une image. À taille égale, les objets de forts contrastes seront plus facilement interprétés. Pour illustrer nos propos, nous avons artificiellement diminué le contraste des deux extraits d'image Quickbird présentée dans l'introduction de ce chapitre. On observe que plus le contraste est faible plus il est difficile d'identifier visuellement les objets. Cependant, dans les cas où la perte de contraste est liée aux effets atmosphériques, elle peut avoir comme avantages de faire « disparaître » des zones d'ombre (figure 3.3).

¹ La brillance est défini par le CCT « *comme attribut de la perception visuelle selon lequel une surface semble émettre plus ou moins de lumière* ». Elle correspond à la somme des réflectance dans toutes les bandes.

² Rappelons que la résolution spatiale est liée à la FTM.



Figure 2.29 - Diminution de la qualité d'une image par perte du contraste, (avion en vol),



Figure 2.30 - Diminution la qualité d'une image par perte du contraste, (bâtiment industriel)

Lorsque la taille des objets est significativement plus petite que celle du pixel, le contraste joue également un rôle dans la composition même du pixel. Dans le cas d'un fort contraste entre deux matériaux contenus dans une tache, le matériau ayant la plus forte brillance (et donc la plus forte réflectance) contribuera de manière plus importante à la réponse spectrale du pixel. Nous illustrons notre propos par l'exemple des lignes d'un cours de tennis qui mesurent environ 10 cm de large et qui pourtant apparaissent nettement sur la bande panchromatique d'une image Quickbird à 70 cm de résolution (figure 2.31). Dans les cas de forts contrastes, les matériaux très réfléchissants sont spectralement et donc spatialement surreprésentés, ce qui entraîne des erreurs de restitution géométrique. Dans le cas du cours de tennis, on observe par exemple que la largeur des « couloirs » est sous-estimée du fait de la surestimation de la largeur des lignes.



Figure 2.31 - Extrait d'une image Quickbird (court de tennis)

2.3.3 La question des mixels

Un mixel est un pixel dont la tache est occupée par plusieurs types d'occupation du sol. Il montre une signature spectrale « mixte » qui correspond à la somme des contributions des types d'occupation du sol selon les principes expliqués dans la section 2.1.1.

La proportion de mixels influence fortement l'interprétabilité d'une image. Elle complexifie en effet la relation existant entre les signatures spectrales et les types d'occupation du sol et détermine de ce fait le type de traitement numérique à utiliser pour l'interprétation (Woodcock, 1987 ; Forster, 1985 ; Atkinson and Aplin 2004). Les méthodes de démixage spectral sont par exemple utilisées pour évaluer la proportion des différentes occupations du sol à l'intérieur d'un pixel (Wu, 2004 ; Small, 2003).

La proportion de mixels est déterminée par des critères spectraux et par des critères spatiaux (Ridd, 1995). Elle dépend en effet de la relation entre la taille des objets¹ relativement à la résolution spatiale du capteur, mais également du type de milieu et des perturbations subies par le signal (effet d'environnement, ombrage partiel etc.) qui, comme nous l'avons vu dans la section 2.2, peuvent être très importantes en milieu urbain. La relation théorique entre la résolution spatiale et le taux de mixels est schématisée sur la figure 2.32 qui montre que plus la résolution spatiale est fine plus la proportion de mixels est faible (Campbell, 2002). Ces affirmations théoriques doivent cependant être nuancées car, à partir d'un certain seuil, la diminution de la taille des pixels peut faire apparaître des détails qui n'étaient pas « visibles » avec les résolutions plus grossières², ce qui a pour effet d'augmenter la proportion de mixels.

¹ Small (2002) parle d'échelle spatiale des réflectances.

² Pour ces résolutions, la contribution des très petits objets, existe mais elle est considérée comme négligeable.

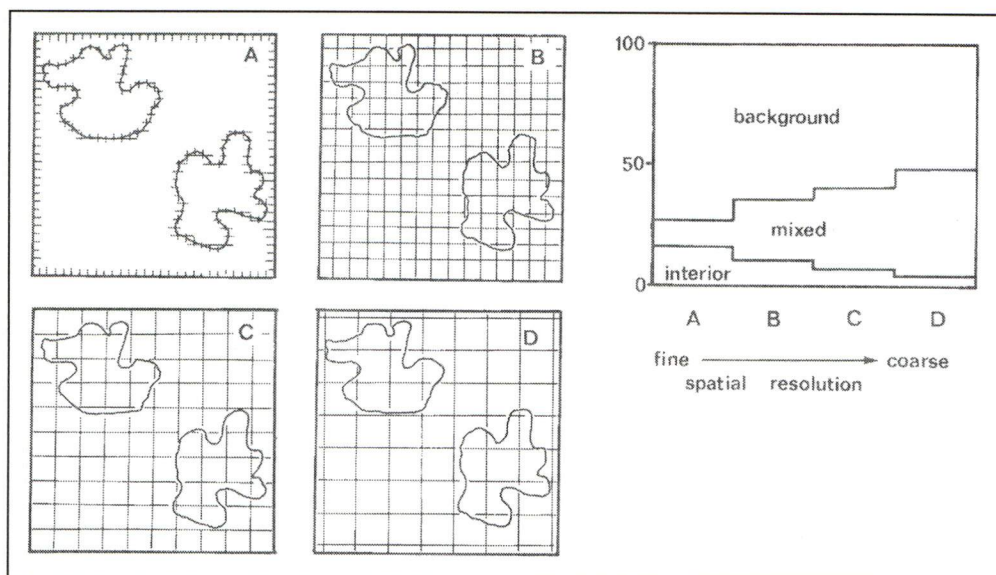


Figure 2.32 – Effet de la résolution spatiale sur la proportion de mixels (Campbell, 2002)

2.3.4 L'interprétabilité des images : aspects temporels

Les milieux urbains sont complexes comme les changements qui s'y opèrent. Les caractéristiques temporelles de ces changements se situent dans des échelles extrêmement variables et sont difficiles à caractériser. Jensen (1983) propose une simplification en identifiant trois principales temporalités adaptées à différents types de changements urbains :

- La temporalité journalière voire intra journalière. C'est celle qui est utilisée pour les études sur le trafic ou pour la gestion de l'urgence après des catastrophes ;
- La temporalité des « cycles de développement » qui marquent le passage d'un état « initial » (état de la zone avant changement) à un état « final » (état de la zone après changement). Jensen (1983) définit par exemple dix stades de développement des constructions résidentielles en périphérie de Denver. Les stades de développement sont identifiés en fonction de cinq principaux facteurs : le nettoyage des zones naturelles, la division des parcelles, la présence et le type de routes, la présence de bâtiments et l'aménagement paysager. Ce même auteur estime la durée moyenne d'un « cycle de développement » urbain à environ six mois ;
- les temporalités spécifiques, associées à des applications particulières. Il peut s'agir de la temporalité de la disponibilité statistique (durée entre deux recensements) ou de celle définie pour une application précise (mise à jour cadastrale, recensement des espaces verts, etc). Dans le cas des collectivités locales ou territoriales, ces temporalités spécifiques sont généralement supérieures à six mois.

La résolution temporelle des capteurs les plus couramment utilisés en milieu urbain varie de 26 jours pour Spot à 1/3 jour pour le satellite Ikonos. Elle est donc adaptée aux temporalités des

phénomènes urbains, mis à part ceux qui concernent l'étude de la circulation ou de la gestion des catastrophes.

2.3.5 Validation du choix des images THRS

Dans les sections précédentes, nous avons analysé toutes les composantes qui influencent la qualité et l'interprétabilité des images satellitales. Les résultats obtenus sont utilisés ici pour confirmer le choix des images THRS comme source d'acquisition spatiale. Nous considérons ici que les images issues du capteur Ikonos sont représentatives des images THRS, tout au moins de celles qui possèdent des bandes multispectrales (ce point sera justifié ultérieurement).

Le choix des images est réalisé à travers l'analyse des aspects spatiaux et spectraux de l'interprétabilité.

- Les résolutions spectrales des capteurs non hyper spectraux sont insuffisantes pour discriminer l'ensemble des matériaux présents en milieu urbain (Herold *et al.*, 2004). Parmi les capteurs disponibles, Landsat qui possède des bandes spectrales dans l'infra-rouge moyen et thermique semble être le mieux adapté à la discrimination spectrale des objets.
- La résolution spatiale optimum pour l'identification des objets urbains se situe dans une fourchette allant de 0.8 à 15 m (Puissant, 2005 ; Atkinson and Aplin 2004 ; Woodstock and Strahler, 1987). Elle varie cependant selon les objets et se situe entre 2 et 3 m pour les objets urbains carrés tels que les bâtiments et entre 1 et 2 m pour les objets de types linéaires tels que les routes (Puissant, 2003).

Aux vues de cette synthèse, il apparaît qu'un capteur hyper spectral montrant des résolutions spatiales de l'ordre du mètre serait idéalement adapté à la discrimination des objets urbains. Un tel capteur n'est à ce jour pas disponible.

À partir de ces constatations, notre choix se base sur le fait que la résolution spatiale a été identifiée par de nombreux auteurs (Jensen, 2000 ; Longley and Mesev, 2000 ; Donnay, 1997 ; Baudot, 1997 ; Forster, 1985 ; Welch, 1982) comme l'élément essentiel pour déterminer l'interprétabilité des images en milieu urbain. Pour le cas spécifique de l'identification d'objet, elle apparaît comme une limite incontournable.

C'est donc les images THRS qui apparaissent le mieux adaptées à l'acquisition d'informations spatiales sur les objets urbains. Cette conclusion nous autorise à **valider le choix de ces images comme support de notre recherche**. La validation de ce choix nous amène à focaliser nos recherches sur l'interprétation des images THRS.

2.4 L'interprétation des images THRS

L'objectif de notre recherche est identifié comme *l'enrichissement des méthodes d'acquisition d'informations à partir d'images satellitaires THRS*. Les sections précédentes ont permis de valider le choix des images THRS comme support de notre recherche. Nous nous intéressons maintenant à l'interprétation de ces images afin d'identifier les besoins. Pour ce faire, nous présenterons tout d'abord les principales caractéristiques de ces images ainsi que leur impact sur l'interprétation. En préalable, nous traitons brièvement des facteurs politiques et économiques qui ont permis l'arrivée sur le marché des images ainsi que de l'offre résultante.

2.4.1 Contexte d'apparition des images THRS

Pendant toute la période de la guerre froide, la sécurité de l'information est une des principales restrictions à l'existence de capteurs civils THRS (Aplin and Atkinson, 1997). Techniquement, certains capteurs sont capables de fournir des images à des résolutions fines dès la fin des années 1970 mais leur utilisation est limitée aux applications militaires (en 1978, la « Russian Space Agency » dispose du capteur « KFA 3000 » à 2,5m de résolution spatiale).

Au milieu des années 80, toutes les grandes puissances possèdent des capteurs militaires performants, il n'existe donc pas de réel « monopole » pour les images satellitaires. Les programmes de télédétection publics sont par ailleurs très coûteux pour les gouvernements, même si ces derniers sont les principaux bénéficiaires de l'utilisation des images. L'addition de ces deux facteurs fait que, dans les années 1980 la question de l'existence des satellites privés commerciaux commence à être envisagée (Lawrence, 1999 ; Aplin and Atkinson, 1997).

En 1986, l'Organisation des Nations Unies (ONU) adopte des principes « *relatifs à la télédétection spatiale de la terre* » qui ont pour but de cadrer la législation et l'utilisation de la télédétection privée. La participation d'investisseurs privés dans les programmes gouvernementaux est donc possible (programme Landsat).

C'est cependant une loi signée en 1992 par l'administration Clinton qui marque réellement le début de l'ère des capteurs commerciaux privés. Cette loi autorise le département américain du commerce à accorder des licences au secteur privé pour commercialiser des produits de télédétection spatiale. Cette loi ne stipule aucune limite dans la résolution spatiale des capteurs (Lawrence, 1999).

À partir de cette date, de nombreux projets privés sont envisagés. Les gouvernements de différents pays ont également élaboré de nouveaux programmes Landsat (USA), Spot (France), IRS (Inde) et Sovinformsputnick (Russie) dans le but de vendre des images optiques THRS.

Des études de marché, menées par les compagnies ont montré la nécessité de pouvoir fournir des images THRS. Ces compagnies ont bénéficié des technologies précédemment développées pour les capteurs militaires, ce qui leur permet de vendre des images de qualité à des prix relativement abordables (Lawrence, 1999). Aux États-Unis où la collaboration entre les secteurs public et privé est forte, différentes compagnies privées (Space Imaging EOSAT, Orbimage, Eartwatch...) ont obtenu l'autorisation de concevoir des capteurs THRS dans un objectif de commercialisation des images (Antenucci, 1995 ; Puissant, 2003). En Europe, la société Spot Image a lancé en 2002 le satellite spot 5 dont la résolution spatiale minimum est de 2,5 mètres (supermode). D'autres programmes ont été développés dans différents pays comme le couplage prévisionnel de capteurs optiques et radars ou encore le lancement de « micro-satellites ». Ces derniers aspects ne seront pas détaillés ici, les lecteurs intéressés par ces questions peuvent se référer à (Birk, 2003 ; Puissant, 2003 ; Lawrence, 1999 ; Aplin and Atkinson, 1997 ; Antenucci, 1995).

La fin du vingtième siècle voit ainsi apparaître une nouvelle génération de capteurs optiques montrant des caractéristiques très prometteuses, en particulier pour les analyses urbaines.

2.4.2 L'offre en images THRS

Nous rappelons que dans ce travail nous avons choisi de définir la THRS comme inférieure ou égale à cinq mètres. Le satellite SPOT 5 dont la bande multispectrale a une résolution spatiale de 10 mètres est intégré dans cette catégorie.

Aujourd'hui, différents capteurs fournissent des images avec des résolutions allant de 0.61 à 5 m pour le panchromatique et de 2,4 à 10 m pour le multispectral. Ces systèmes utilisent des capteurs à géométrie de visée variable, ce qui permet des périodes de répétitivité très courtes, ainsi que des possibilités d'analyses stéréoscopiques. Le tableau 2.7 synthétise les principales caractéristiques des satellites d'ores et déjà opérationnels. Des renseignements complémentaires peuvent être obtenus dans (Dial *et al.*, 2003 ; Pagnutti *et al.*, 2003 ; Ryan *et al.*, 2003 ; Gerlach, 2000 ; Aplin and Atkinson, 1997).

Tableau 2.7 Caractéristiques des principaux capteurs THRS

	Eros-A1	Ikonos		Quickbird-2		Spot5		Orbview-3	
Compagnie	West Indian Space (USA, Israel)	Space Imaging (USA)		Earth watch (USA)		Spot Image (Europe)		Orbimage (USA)	
date lancement	12-2000	09-1999		10-2001		5-2002		06-2003	
Altitude (km)	480	681		450		822		470	
Bandes spectrales	Pan	Pan	Multi	Pan	Multi	Pan	Multi	Pan	Multi
Longueur d'onde (µm)	0,5-0,9	0,45-0,90	0,45-0,52 0,51-0,59 0,63-0,70 0,76-0,85	0,45-0,90	0,45-0,52 0,52-0,60 0,63-0,69 0,76-0,89	0,51-0,73	0,50-0,59 0,61-0,68 0,79-0,89 1,6-1,7	0,45-0,90	0,45-0,52 0,52-0,60 0,63-0,69 0,76-0,89
Résolution spatiale (m)	1,8	1	4	0,6	2,4	5	10	1	4
Résolution radiométrique	11 bits	11 bits		11 bits		8 bits		11 bits	
Répétitivité¹	1,8 à 4 jours	1,5 à 3 jours		1 à 3,5 jours		1 à 4 jours		3 jours	
Orbite	héliosynchrone	héliosynchrone		héliosynchrone		héliosynchrone		héliosynchrone	
Angle de visée	?	+ ou - 22,5°		+ ou - 25°		+ ou - 20°		+ ou - 25°	
Stéréoscopie	oui	oui		oui		oui		oui	
Taille de la scène	12,6*12,6 km	11*11 km		16,5*16,5 km		60*60 km		8*8 km	

À partir de ces capteurs, les compagnies distributrices d'images fournissent différents « produits images » qui montrent des degrés de traitements et donc de précisions plus ou moins élevés. Le tableau 2.8 fournit, à titre d'exemple, les caractéristiques des principaux produits offerts pour les satellites Ikonos, Quickbird et Eros.

¹ Ces valeurs sont données à titre indicatif. La répétitivité effective peut varier plus largement. Pour les détails cf. Dial *et al.*, (2003)

Tableau 2.8 - Les principaux produits images pour les satellites Ikonos, Quickbird et Eros ¹.

		Précision CE 90 ²	Échelle compatible	Niveaux de correction
Ikonos	Géo	?	?	Corrections radiométriques corrections géométriques dues aux effets systématiques ³
	Standart ortho	+/- 50 m	1/100 000	Orthorectification.
	reference	+/- 50 m	1/50 000	Orthorectification. Utilisation MNT
	Pro	+/- 10 m	1/12 000	Orthorectification. Utilisation MNT
	Precision	+/- 4 m	1/4 800	Orthorectification. Utilisation MNT
	Precision +	+/- 2 m	1/2 400	Orthorectification. Utilisation MNT fourni par l'utilisateur
Quickbird	Basic	+/- 23 m	1/50 000	Corrections radiométriques et corrections dues aux détecteurs
	Standart	+/- 23 m	1/50 000	+ Corrections géométriques dues aux effets systématiques
	Orthorectified	+/- 12,7 m	1/50 000 à 1/4 800	Orthorectification. Utilisation d'un MNT
Eros	1 A	?	?	Corrections radiométriques
	1 B	?	?	+ Corrections géométriques dues aux effets systématiques
	Ortho Précision	?	?	Orthorectification. Utilisation d'un MNT
	Ortho Précision +	?	?	Orthorectification. Utilisation d'un MNT fourni par l'utilisateur

En plus des produits images, les fournisseurs proposent également des produits à valeur ajoutée comme des modèles numériques de terrain (Cheng and Toutin , 2001) ou encore des « *fonds cartographiques ...exploitables directement avec un système d'informations géographiques* » (Spot Image, 2005).

¹ Les informations contenues dans ce tableau sont issues des catalogues Ikonos (space-imaging.com) Quickbird, (DigitalGlobe.com) et du site spotimage.com.

² Précision de positionnement circulaire avec un degré de confiance de 90%.

³ Effets systématiques : effets dus à la courbure de la Terre et à la position du satellite relativement à l'ellipsoïde de référence.

2.4.3 L'interprétation des images THRS : avantages et inconvénients

- Les courtes répétitivités (1 à 5 jours¹) des capteurs THRS sont rendues possibles par les faibles altitudes orbitales et les possibilités de prises de vues obliques. À ces courtes répétitivités, les distributeurs d'images ont ajouté des politiques de traitement et de distribution rapide des données, ce qui permet aux utilisateurs d'obtenir des images dans des délais relativement courts (Antenucci, 1995). Les prises de vues obliques autorisent de plus l'acquisition de couples stéréoscopiques qui permettent de générer des modèles numériques de terrain (Cheng and Toutin, 2001) ainsi que des études de réflectance bidirectionnelle (Aplin and Atkinson, 1997). La figure 2.33 illustre, à titre d'exemple, les différents modes de prises de vue du capteur Ikonos.

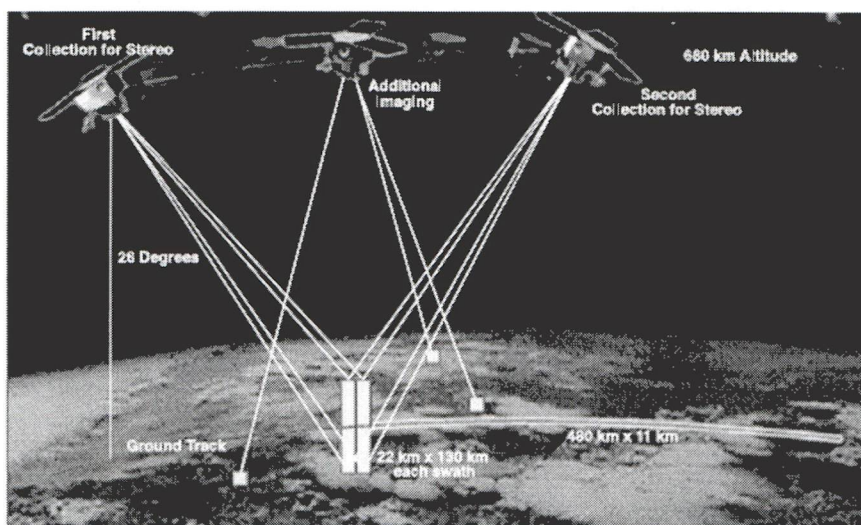


Figure 2.33 - Les différents modes de prises de vue du capteur Ikonos (*Dial et al., 2003*)

Les capteurs THRS offrent donc une disponibilité plus fréquente des images. Ceci constitue un avantage essentiellement dans des cas très spécifiques comme la gestion des catastrophes.

- La **résolution spectrale** des capteurs THRS actuellement opérationnels se limitent aux domaines spectraux visibles et proche infrarouge et le nombre de bandes est limité à 4 maximum (hormis une bande moyen infrarouge pour le capteur Spot 5). Le lancement prévu du satellite Orbview 4 sur lequel était monté un capteur hyperspectral de 200 bandes (5 mètres de résolution spatiale) devait remédier à cet inconvénient. Des problèmes techniques subis par le lanceur ont cependant rendu impossible la mise en orbite de ce satellite.

Comme nous l'avons précédemment identifié, la résolution spectrale des capteurs THRS apparaît comme une limite importante à l'interprétation des images en milieu urbain.

¹ Les répétitivités peuvent sortir de cette fourchette en fonction de latitudes. Pour les détails cf. *Dial et al., (2003)*

- La **résolution radiométrique** des capteurs THRS est de 11 bits (excepté celle de Spot 5 qui « reste » à 8 bits). La résolution radiométrique traduit la capacité à traduire sur l'image la finesse des mesures. En ce sens, les capteurs THRS semblent mieux adaptés à la discrimination des matériaux en milieu urbain.

- La **diminution de la taille des scènes** constitue une limitation pour l'interprétation des images THRS. Dans de nombreux cas, une ville ne pourra être couverte par une seule image. L'acquisition de plusieurs images sera alors nécessaire, ce qui engendrera des complications dans les traitements.

Cette question peut également être appréhendée à travers la relation entre la fauchée et la résolution spatiale. La figure 2.34 montre que le satellite spot 5 montre le rapport le plus intéressant puisqu'il couvre des zones de 60*60 km avec une résolution spatiale de 2,5 mètres.

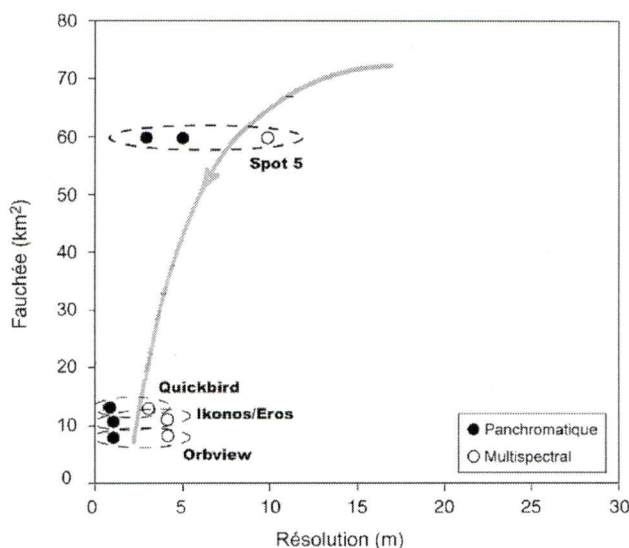


Figure 2.34 - Relation entre fauchée et résolution spatiale (modifié de Puissant, 2003)

- La **diminution de la résolution spatiale** est sans aucun doute l'élément qui a le plus d'impact sur l'interprétation des images THRS. Cet impact concerne à la fois l'approche théorique de l'interprétation et la qualité de l'image.

Au niveau théorique, l'arrivée des images THRS modifie radicalement les possibilités d'interprétation. Pour la première fois dans l'histoire de la télédétection satellitaire civile, la résolution des images est inférieure à la taille des principaux objets urbains (bâtiments, arbres, routes etc.). Une nouvelle information est donc disponible, ce qui autorise un changement d'échelle d'interprétation. Avec les images THRS, on passe de **l'interprétation des classes d'occupation du sol à l'identification d'objets**. Ce changement influence bien entendu le choix des méthodes d'interprétation.

En plus de ce changement théorique, la diminution de la résolution spatiale a des conséquences directes sur la qualité des images en milieu urbain. Ces conséquences ont été étudiées précédemment, nous les rappelons brièvement ici.

La diminution de la résolution spatiale augmente tout d'abord l'impact des perturbations géométriques sur la qualité des images, en particulier à travers *les erreurs géométriques liées à la présence d'objets hauts*. Dans les cas extrêmes, ces erreurs peuvent engendrer des erreurs d'interprétation (apparition des façades de bâtiments pour les images à visée oblique). La diminution de la résolution spatiale amplifie également l'impact des perturbations subies par le signal sur la qualité des images. Ces perturbations sont dues en particulier à la topographie des milieux urbains et à l'hétérogénéité des matériaux. Les conséquences directes pour l'interprétation sont la *diminution de la signification thématique des signatures spectrales*, *l'augmentation de la variance locale* et *l'apparition des zones d'ombres*.

La question de la *proportion du nombre de mixels* est plus délicate. Dans le cas théorique d'un objet de composition parfaitement homogène, la diminution de la résolution spatiale diminue la proportion de mixels. Par contre, dans le cas d'un objet comportant différents « sous-objets » (cheminée ou velux sur une toiture) la diminution de la résolution spatiale peut faire « apparaître » de nouvelles signatures spectrales (leurs contributions étaient négligeables aux résolutions plus grandes). Dans le cas des milieux urbains, il est donc difficile d'affirmer que le taux de mixels est plus faible sur les images THRS que sur les images haute résolution.

La diminution de la résolution spatiale a finalement pour conséquence *l'augmentation de la quantité de données*. Si l'on compare, pour une même surface au sol, une image Quickbird et une image SPOT 3, l'image Quickbird compte environ 268 fois plus de pixels pour la bande panchromatique et 69 fois plus de pixels pour une bande multispectrale (tableau 2.9). Pour une même surface, les besoins en stockage et la durée des traitements sont donc accentués. L'augmentation rapide des capacités de traitement et de stockage informatique diminue cependant ces inconvénients.

Tableau 2.9 - Nombre de pixels par km² en fonction de la résolution spatiale du capteur

Capteur	Lansat ETM+		SPOT 4		Ikonos		Quickbird	
Bandes spectrales	Multi	Panchro	Multi	Panchro	Multi	Panchro	Multi	Panchro
Résolutions spatiales (m)	30	15	20	10	4	1	2,4	0.6
Nombre de Pixels / km ²	1 111	4 444	2 500	10 000	62 500	1 000 000	173 611	2 687 449

Avec panchro : panchromatique ; multi : multispectrales

En passant « sous le seuil » de la taille des objets urbains, la résolution spatiale des images THRS **oblige à repenser à la fois l'approche théorique et méthodologique de l'interprétation des images.**

Les méthodes classiques d'interprétations basées sur l'analyse de signatures spectrales sont destinées à la discrimination de ces mêmes classes. Elles présupposent une signature unique pour chacune des classes d'intérêts. Leurs performances sont donc liées à la relation existant entre les classes spectrales et les classes d'occupation du sol. Dans le cas de l'identification d'objets en milieu urbain à partir d'image THRS, cette relation est restreinte par deux éléments interreliés : le changement théorique du type d'interprétation et l'impact de la résolution sur la qualité des images.

Ces constatations nous amènent à conclure que les méthodes de classifications par pixel dites « dures » sont mal adaptées à la classification des objets en milieu urbain. Ces conclusions sont conformes avec celles d'autres auteurs (Hoffman, 2003 ; Mesev *et al.*, 2003(a) ; Puissant, 2003 , Tatem *et al.*, 2001 ; Donnay *et al.*, 2001, Guindon, 2000 ; Barnsley and Barr, 1996).

Les images THRS contiennent plus d'informations que les images « classiques ». Elles ouvrent ainsi de nouveaux champs d'interprétation pour les milieux urbains. Elles apportent également de nouveaux problèmes auxquels il faut répondre par l'application de méthodes adaptées.

Différentes méthodes ont été développées dans le but d'améliorer les classifications. On peut citer par exemple l'intégration dans les classifications d'informations sur les textures (Pesaresi, 2000) ou encore de données externes comme les données altimétriques laser (Zeng, *et al.*, 2004). Les techniques de morphologies mathématiques sont également utilisées (Pesaresi et benediktsson, 2001).

Les classifications par pixel peuvent aussi être améliorées par des procédures de post-classifications basées sur l'introduction d'informations sémantiques (Bianchin and Bravin, 2003).

D'autres auteurs ont cherché à résoudre les problèmes de classification à travers l'utilisation des classifications « douces ». C'est le cas par exemple des classifications de type « floues » (Zhang, 1998), des méthodes de démixage spectral (Lu and Weng, 2004 ; Small, 2003) et des méthodes basées sur l'approche bayésienne (Mesev, 2003 (b)).

Les systèmes experts (Stephanov *et al.*, 2001) ont également été utilisés de même que l'approche « par graphe » (Barnsley and Barr, 1997) ou encore les réseaux neuronaux (Tatem *et al.*, 2001).

Il existe également toute une série de recherches qui traite le problème non pas à travers la classification de l'ensemble de l'image, mais à travers **l'extraction individuelle d'objets**, en particulier les objets anthropiques. Beaucoup de ces méthodes s'appuient sur des travaux

antérieurs réalisés à partir de photographies aériennes ; d'autres ont été développées spécifiquement pour les THRS. Ces méthodes ont fait l'objet de plusieurs revues parmi lesquelles on peut citer Baltsavias (2004) ; Baltsavias *et al.*, (2001) ; Mayer, (1999) ; Gruen *et al.* (1997) et Guindon, (1997).

Face à ces différentes pistes, deux grandes orientations s'ouvrent à nous. Notre intérêt se situe d'avantage au niveau des méthodes d'extraction individuelle d'objets. Ces méthodes s'appliquent à différents objets. Il ressort que les méthodes s'appliquant à l'extraction d'un type spécifique d'objets semblent plus performantes (Baltsavias, 2004 ; Mayer, 1999).

Nous choisissons de développer une méthode qui *s'applique spécifiquement à l'extraction des bâtiments*. Nous justifions ce choix par le fait que les bâtiments constituent selon nous la « trame de fond » des paysages urbains. Ils sont les éléments clés de l'analyse de la morphologie urbaine.

2.5 Conclusion

Notre objectif a précédemment été identifié comme l'enrichissement des méthodes actuelles d'acquisition d'informations à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.

Dans ce chapitre, nous avons étudié la télédétection comme outil d'acquisition d'informations spatiales sur les objets urbains. Cette analyse a été réalisée à travers l'étude des caractéristiques des images, des perturbations subies pendant le processus d'acquisition et de l'interprétabilité des images.

L'analyse de l'interprétabilité a montré l'intérêt de l'utilisation des images THRS pour l'acquisition d'information sur les objets urbains, ce qui ***valide le choix de ces images comme support d'étude.***

Les faiblesses des méthodes d'interprétations actuelles ont été mises en évidence, ***ce qui nous conforte dans le choix de notre objectif.***

La diversité et l'hétérogénéité des méthodes proposée pour améliorer les méthodes d'interprétations actuelles nous a finalement conduit à préciser l'objectif de notre recherche comme étant ***l'élaboration d'une méthode d'extraction des bâtiments à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.***

CHAPITRE 3

ÉLABORATION D'UNE MÉTHODE D'EXTRACTION DU BÂTI , PHASES PRÉLIMINAIRES

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons précisé l'objectif de notre recherche comme étant l'élaboration d'une méthode d'extraction des bâtiments à partir d'images satellitaires à très haute résolution spatiale.

Il semble utile, en premier lieu, de définir quelques points supplémentaires concernant les données utilisables. À cette fin nous proposons un retour à l'identification des besoins en données spatiales (cf. 1.2.2.4). Cette analyse a fait ressortir des écarts Nord/Sud dans la disponibilité des données (Bishop *et al.*, 2002 ; Dureau *et al.*, 1989 ; Haggett, 1973). L'utilisation de la télédétection peut fournir des données homogènes et ainsi réduire quelque peu les écarts existants (Dureau *et al.*, 1989). Ceci implique que les données utilisées soient accessibles financièrement et qu'aucune information collatérale ne soit exigée. Les images stéréoscopiques peuvent fournir des informations sur l'altitude (Poon *et al.*, 2005) qui peuvent elles mêmes aider à l'extraction des bâtiments. Cependant l'utilisation de deux images pose également de nombreux problèmes, en particulier pour la mise en correspondance spatiale des objets. De plus, les images stéréoscopiques sont un peu plus chères à acquérir et le fait de travailler sur des mono images permet, selon nous, une meilleure généralisation à d'autres types d'images. Pour ces raisons nous avons choisi de « travailler » uniquement **à partir de mono images** et de **n'utiliser aucune donnée collatérale** (données cadastrales, information sur l'altitude, etc.). D'autres choix sont bien entendu possibles.

Nous avons vu, par ailleurs, qu'une extraction performante ne peut se faire qu'à partir d'une image dont la qualité est adaptée. Nous étudierons donc en premier lieu **la qualité de l'image support d'étude** relativement à notre objectif; les résultats obtenus nous autoriseront à pousser plus loin nos investigations. Nous ferons ensuite une revue des méthodes existantes afin, d'une part, d'améliorer nos connaissances et, d'autre part, de proposer une approche originale.

À ce stade de la recherche, nous avons fait le choix *a priori* de développer une approche de type zonale (l'approche zonale sera développée à la section 3.2.2.2.2). La revue des méthodes nous conduira cependant à identifier une limite commune à beaucoup des méthodes existantes, à savoir la délimitation précise des contours des bâtiments. Face à ce constat, nous évaluerons à partir de l'image support d'étude, **la qualité de méthodes de segmentation appliquées à la délimitation des bâtiments**. Les résultats obtenus nous conduiront à l'abandon de l'approche zonale.

3.1 Évaluation de la qualité de l'image Ikonos support d'étude

3.1.1 Présentation de l'image support d'étude

Le support de l'analyse est une image Ikonos de la ville de Sherbrooke (Québec, Canada) acquise le 20 mai 2001 à 10 h 50, heure locale. Elle sera également utilisée comme support pour l'élaboration de la méthode d'identification du bâti.

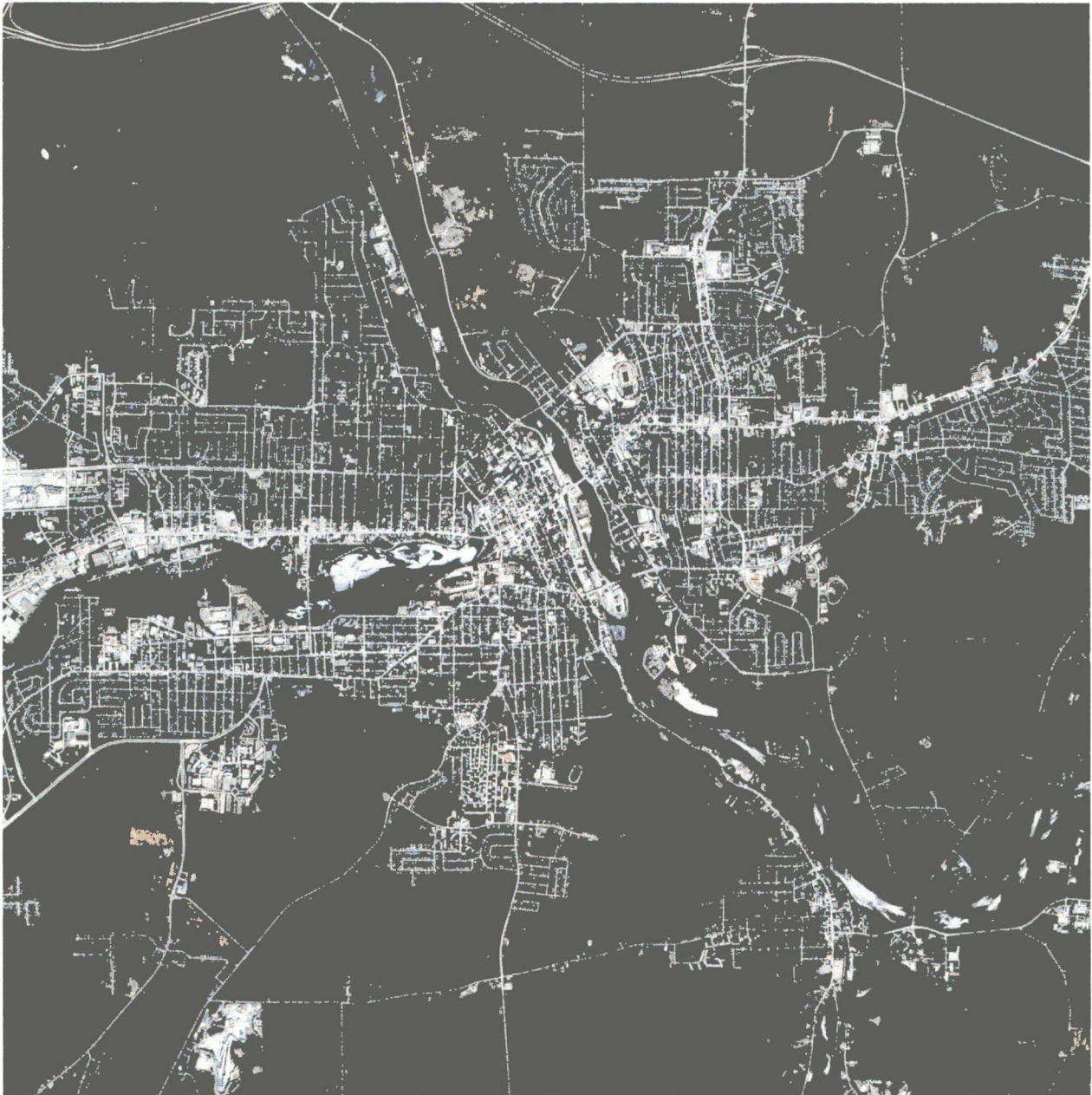


Figure 3.1 - Image Ikonos de Sherbrooke, 20 mai 2001 (bandes couleurs fusionnées)

L'image est comprise entre $45^{\circ}27'31.74''$ et $45^{\circ}20'10.31''$ de latitude Nord et entre $71^{\circ}58'0.68''$ et $71^{\circ}48'13.78''$ de longitude Ouest (projection transversale Mercator). Elle couvre une surface

totale de 100 km² environ. Pour cette étude, une zone de 8,5 par 7,5 Km, correspondant à la partie pour laquelle les données du S.I.G étaient disponibles, a été sélectionnée (Figure 3.1). Cette image a été choisie, d'une part, pour sa disponibilité et sa qualité visuelle et, d'autre part, parce que les données issues du SIG de la municipalité (réseaux routiers, bâti, points d'altitudes) pouvaient être utilisées comme vérité terrain. Une autre image montrant une zone de recouvrement avec la première, acquise le 17 mai 2001 à 10 h 42, sera également utilisée.

Sherbrooke est une ville québécoise de taille moyenne, de type nord-américain. Elle est située au Québec à environ 150 Km à l'est de Montréal et 230 Km au sud-ouest de Québec. Sa population était de 150 385 habitants en 2001 (Statistique Canada, 2005). Les parcelles sont de grande taille, les rues larges et le bâti généralement espacé et bas (moins de 10 m). Le relief de la ville est vallonné autour des rivières Magog et Saint-François et présente d'importantes variations d'altitudes (140 à 340 m environ). Une partie des bâtiments est donc construite sur des zones pentues montrant des orientations et des inclinaisons diverses. La figure 3.1 présente l'image Ikonos support d'étude.

3.1.2 Évaluation de la qualité de l'image

L'objectif de cette section est d'estimer la qualité d'une image Ikonos en vue du choix des prétraitements et des méthodes d'interprétation à appliquer pour l'identification du bâti en milieu urbain. Rappelons que la notion de la qualité a précédemment été définie comme « *le degré de fidélité (géométrique et radiométrique) existant entre l'image et la réalité du terrain, ceci indépendamment des méthodes d'interprétation* » (Lhomme et al., 2003). Ainsi définie, la qualité d'une image dépend de ses caractéristiques intrinsèques et des perturbations subies. Pour aider à clarifier l'analyse, nous proposons de rappeler quelques notions :

- les **erreurs géométriques** ont été définies comme les écarts pouvant exister entre les coordonnées bidimensionnelles d'un point sur l'image et ses coordonnées réelles au sol ;
- les **erreurs thématiques** ont été définies comme l'absence de relation ou la confusion des relations entre l'occupation du sol et les valeurs radiométriques mesurées sur l'image ;
- la **perturbation du signal** a été définie comme le degré de perturbation subi par le rayonnement sur l'ensemble de la chaîne de mesure, ceci indépendamment des perturbations dues au système d'acquisition (ces phénomènes ont été étudiés à la section 2.2). Ainsi définie, la perturbation du signal peut être soit directement responsable des erreurs thématiques (ombres), soit un facteur aggravant d'autres sources d'erreurs thématiques (confusion des signatures spectrales).

L'analyse consiste tout d'abord en un bref rappel théorique de chacun des éléments influençant la qualité d'une image. Chacun d'eux sera ensuite évalué pratiquement à partir de l'image Ikonos support d'étude.

Nous proposons d'étudier tout d'abord en détails les caractéristiques intrinsèques de l'image avant de chercher à évaluer les erreurs géométriques puis les erreurs thématiques.

3.1.2.1 Caractéristiques intrinsèques de l'image

- **La résolution spatiale** dépend des propriétés du système capteur-vecteur (focale, altitude, fonction de modulation de transfert) et de l'angle de visée. Les images Ikonos peuvent être acquises sous différents angles, un procédé d'échantillonnage (*Modulation Fonction Transfert Compensation*) permet d'obtenir une résolution identique entre toutes les images mais peut modifier quelque peu les valeurs radiométriques (Baltavias *et al.*, 2001). La résolution influence également le nombre de pixels par unité de surface au sol et donc la durée des traitements.

La résolution spatiale originale correspondant à l'angle d'élévation du capteur (angle entre le capteur et l'horizon) pour l'image de Sherbrooke est de 0,88 par 0,95 m pour la bande panchromatique. L'image a ensuite été rééchantillonnée à 1 par 1 m à l'aide d'un procédé spécifique au fournisseur d'images (*Modulation Fonction Transfert Compensation*). Pour la bande panchromatique elle permet l'interprétation visuelle des bâtiments. Celle-ci est plus délicate pour les bandes multispectrales. Ceci nous a amené à opérer une fusion des bandes multispectrales et panchromatique afin d'obtenir une résolution spatiale fine pour toutes les bandes. Ce point sera discuté en détail postérieurement. Nous précisons simplement ici que les images originales ont été utilisées pour évaluer la dynamique radiométrique de l'image, le niveau de bruit, les conditions de prise de vue et la qualité géométrique (pour une meilleure clarté les figures ont été construites à partir des images fusionnées). Les erreurs ou confusions thématiques ont par contre été estimées à partir des images fusionnées.

- **La résolution radiométrique** d'une image a été définie dans la section 1.1.4. Rappelons qu'elle est fonction du contraste des objets et de la plage de valeurs disponibles. Les images Ikonos, codées en 11 bits, offrent une plage de 2048 valeurs pour chacune des bandes. Une grande plage de valeur permet théoriquement de mieux saisir les nuances et augmente ainsi les possibilités en matière d'interprétation.

Dans le cas de l'image de Sherbrooke, la dynamique de l'image conserve les valeurs originales puisque le procédé d'ajustement (*Dynamic Range Adjustment*) n'est pas appliqué. L'histogramme ne couvre pas la plage des 2 048 valeurs. La répartition diffère un peu selon les bandes mais les plages d'occupation principale (contenant plus de 99 % des pixels) restent toutes situées dans une fourchette de valeurs restreintes (de 80 à 700 pour le panchromatique, de 190 à 550 pour le bleu, de 140 à 690 pour le vert, de 80 à 600 pour le rouge et de 50 à 1 200 pour le proche infra rouge). La figure 3.2 illustre cette répartition. Pour une meilleure lisibilité, l'axe des fréquences a été

coupé à 2 000 000 (le maximum du pic du panchromatique est situé vers 5 000 000) et l'axe des niveaux de gris à 1 200 (sur 2 048).

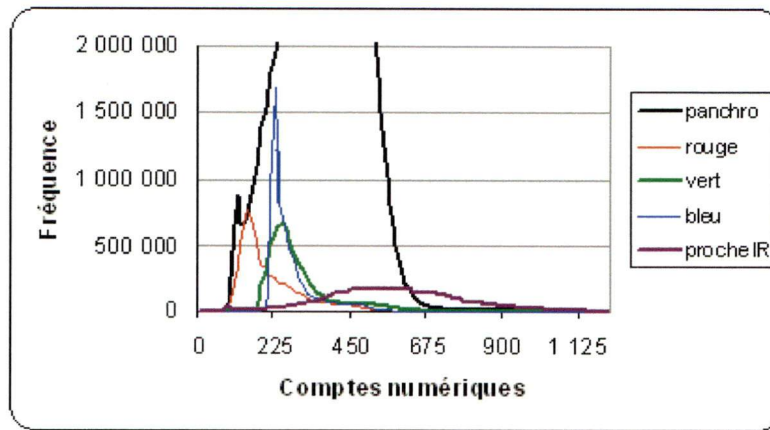


Figure 3.2 - La dynamique radiométrique de l'image de Sherbrooke

L'analyse des pixels correspondant aux valeurs extrêmes apporte des informations supplémentaires. Les pixels correspondant aux valeurs extrêmes maximum ont une signification thématique claire. Dans la bande panchromatique et dans les bandes visibles, ils correspondent soit à des pixels d'eau observés en diffusion spéculaire, soit à des surfaces particulièrement réfléchissantes (toitures de tôle, voitures, etc.). Pour la bande proche infrarouge les fortes valeurs correspondent à des zones de végétation particulièrement actives.

Les pixels correspondant aux valeurs extrêmes minimum sont très peu nombreux. Ils ne correspondent pas à une classe thématique spécifique, mais proviennent de bruits très localisés. Ils sont surtout présents sur la bande panchromatique. Rappelons que le décalage des valeurs numérique est dû à la réflectance intrinsèque de l'atmosphère.

- **Le niveau de bruit** est dû aux perturbations inhérentes au système capteur-vecteur. Un fort niveau de bruit peut diminuer l'interprétabilité d'une image. Pour les images Ikonos, l'acquisition des valeurs se fait par intégration du signal sur plusieurs barrettes pour chacun des pixels, ce qui provoque un lissage des valeurs. Pour corriger ce phénomène, un rééchantillonnage est appliqué, ce qui permet d'obtenir des images nettes mais peut aussi provoquer des artéfacts. Un étirement des valeurs (*Dynamic Range Adjustment*) peut être appliqué par le fournisseur d'images pour augmenter la lisibilité, ce qui provoque une détérioration de l'exactitude des valeurs radiométriques.

Pour l'image support d'étude, le niveau de bruit a été estimé à partir de zones homogènes (champs, forêt, eau) pour chacune des bandes à l'aide du rapport signal sur bruit (R.S.B.) qui a été calculé en divisant la moyenne par l'écart-type sur des fenêtres 3 par 3 pixels. La valeur retenue est celle du pic de l'histogramme de l'image du R.S.B. selon la méthode décrite par

Zanoni and Ryan, (2002). Les valeurs du R.S.B. quantifient le niveau de bruit, plus l'image est bruitée plus le R.S.B. est faible. Il faut cependant être prudent dans les interprétations car ces valeurs sont aussi l'expression de la dynamique locale de l'image. Ainsi, une valeur de R.S.B. élevée, peut exprimer un signal pur, mais indique également une grande homogénéité locale.

Le tableau 3.1 présente les valeurs moyennes des comptes numériques et les valeurs du R.S.B pour chacune des bandes (image Ikonos de Sherbrooke, acquise le 20 mai 2001).

Tableau 3.1 - Valeurs de R.S.B et valeurs spectrales moyennes pour les 6 zones tests issues de l'image Ikonos de Sherbrooke

	Zone 1 (champ)		Zone 2 (rivière)		Zone 3 (forêt)		Zone 4 (lac)		Zone 5 (rivière)		Zone 6 (champ)	
	R.S.B	moy	R.S.B	moy	R.S.B	moy	R.S.B	moy	R.S.B	moy	R.S.B	moy
B	120	388	120	227	64	225	130	237	140	226	110	238
V	88	403	75	192	22	246	110	220	85	194	85	262
R	73	362	35	97	18	147	55	137	50	110	58	151
PI	65	305	28	82	11	790	32	110	25	84	56	1284
P	34	361	11	111	9	431	20	134	13	115	38	627

Le tableau 3.1 donne deux types d'informations. La lecture en ligne montre que les valeurs du R.S.B. varient entre les sites mais restent similaires pour les trois sites d'eau (zones 2, 4, 5) comme pour les deux sites de « champs » (zones 1, 6). La lecture en colonne montre que les valeurs de RSB sont toujours plus faibles pour le panchromatique, ce qui indique une augmentation du bruit (ou de l'hétérogénéité locale) avec la diminution de la résolution. Dans tous les cas, les valeurs du R.S.B. décroissent avec l'augmentation de la longueur d'onde et ceci indépendamment des comptes numériques (exprimés par la valeur moyenne dans le tableau). Ceci peut s'expliquer par une plus forte perturbation atmosphérique pour les grandes longueurs d'ondes ou comme le suggèrent Zanoni and Ryan, (2002) par l'ajout de bruit, qui semble en relation avec les longueurs d'ondes, dû à l'application du procédé « *Modulation Fonction Transfert Compensation* ».

Le calcul du R.S.B permet ainsi de mettre en valeur la présence de bruit sur l'image et donne une base quantitative pour l'estimation des futurs prétraitements.

- **Les conditions de prise de vue** sont également un paramètre essentiel à prendre en compte dans la qualité de l'image. On distingue les angles zénithaux et azimutaux d'éclairement (fonction de la date et de l'heure de prise de vue), les angles zénithaux et azimutaux de visée et les conditions atmosphériques. Rappelons que les angles d'éclairement modifient les conditions d'éclairement des objets et donc leur réponse spectrale (Forster, 1985). Ils ont aussi un impact sur l'ombre. Les conditions atmosphériques (présence de nuage, épaisseur optique, teneur en vapeur d'eau) modifient également les valeurs radiométriques (décalage des comptes numériques par ajout de la luminance intrinsèque de l'atmosphère et perte de contraste par absorption par les gaz). Les variations de ces conditions de prise de vue, associées aux variations d'angle d'élévation du capteur, modifient de manière importante la qualité d'une image et donc les potentialités d'interprétation. Ce point est essentiel car il signifie qu'il *n'est pas possible d'estimer précisément la qualité d'une image avant son acquisition*, ce qui est une forte limitation pour les utilisateurs.

Dans le cas de l'image de Sherbrooke, les conditions de prise de vue sont les suivantes : les angles zénithaux et azimutaux solaires sont respectivement de $62,55^\circ$ et de $151,82^\circ$. Les angles zénithaux et azimutaux de visée respectivement de $67,56^\circ$ et de $353,99^\circ$. Les conditions atmosphériques étaient favorables (épaisseur optique à 500 nm : 0,095).

La comparaison entre deux sous-images (bande panchromatique uniquement) prises à trois jours d'intervalle presque à la même heure avec le même angle de visée, permet d'estimer l'importance des conditions atmosphériques dans la qualité de l'image. Le 17 mai, l'épaisseur optique à 500 nm était de 0,849 contre 0,095 le 20 mai (images 1 et 2, figure 3.3). Les données sur l'épaisseur optique ont été mesurées sur le campus de l'Université de Sherbrooke (réseau *Aerosol robotic network*, NASA, 2003).

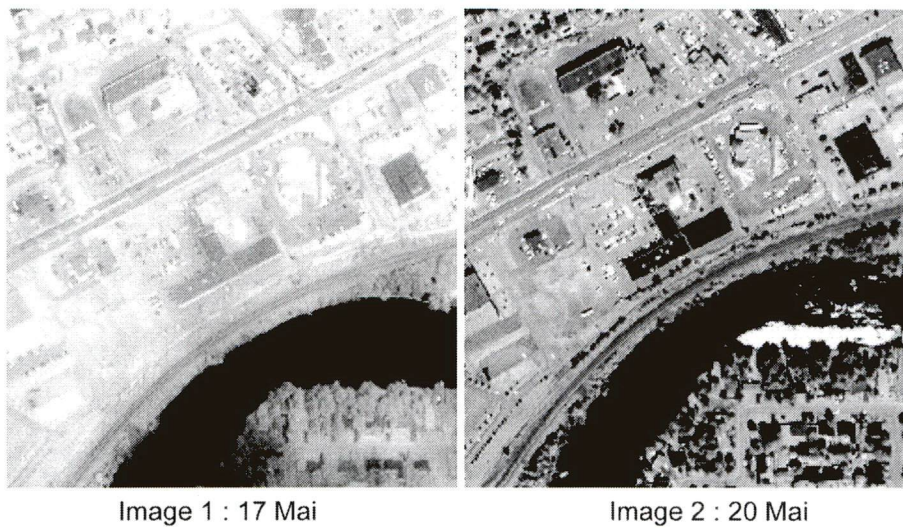


Figure 3.3 - Influence des conditions atmosphériques sur la qualité visuelle des images

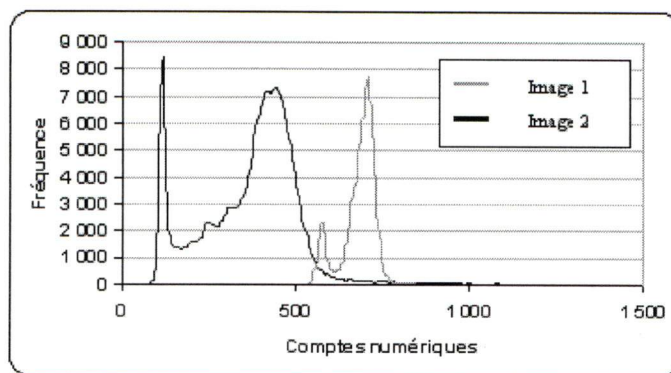


Figure 3.4 - Influence des conditions atmosphériques sur la dynamique des images

La qualité visuelle des images apparaît fortement liée aux conditions atmosphériques. L'étude des histogrammes des deux sous-images (figure 3.4) montre un décalage des valeurs dû à la réflectance intrinsèque de l'atmosphère beaucoup plus importante dans le cas de l'image 1 (les écarts de surfaces des deux histogrammes sont dus à la prise en compte d'un nombre différent de points). La réduction significative des plages d'occupation principales sur l'histogramme de l'image 1 traduit quant à elle la perte de contraste due à la diffusion atmosphérique. La dynamique de l'image 2 compte 570 niveaux contre 300 niveaux pour l'image 1 (figure 3.4). L'augmentation de l'épaisseur optique a également pour effet de diminuer fortement les effets d'ombrage et de réflexion spéculaire de l'eau sur l'image 1 (l'absence de réflexion spéculaire peut cependant être due à d'autres causes comme par exemple la présence de vaguelettes).

3.1.2.2 Estimation de la qualité géométrique

La qualité géométrique est un élément essentiel de l'interprétabilité. La question a été traitée de manière générale dans la section 2.1. Nous nous intéressons ici plus spécifiquement à la question des déformations géométriques subies par les images THRS en milieu urbain.

Pour les images THRS, les distorsions géométriques causées par le relief sont en effet plus gênantes puisque le rapport entre les variations de relief et la taille des pixels augmente fortement. Ainsi, la position géométrique des bâtiments est perturbée par les variations de relief du terrain sur l'ensemble de l'image, mais aussi par les variations locales dues aux reliefs engendrés par les bâtiments eux-mêmes.

De nombreuses études ont été réalisées sur la qualité géométrique des images THRS et plus spécifiquement celle des images Ikonos. On peut citer : Dial *et al.*, (2003) ; Ganas *et al.*, (2002) ; Jacobsen (2002) ; Toutin, (2003(a)) ; Baltsavias *et al.*, (2001(a)) ; Zhou and Li, (2000).

La « *précision de positionnement circulaire* » des produits de base (« *géo images* ») fournis par le distributeur d'images (« *space-imaging* ») est de 50 m avec un taux de confiance de 90 %

(Toutin, 2003(a)). Dans des configurations extrêmes comme des montagnes abruptes, les erreurs peuvent être supérieures. Des erreurs thématiques peuvent alors s'ajouter aux erreurs géométriques. Si le relief montre de fortes variations, certaines zones comme les fonds de vallées peuvent ne pas apparaître sur l'image (point A sur la figure 3.5). Des méthodes de correction, utilisant des MNT ont été développées spécifiquement pour les images THRS. Leurs performances dépendent en partie de la précision des modèles numériques utilisés (Toutin, 2003(b)).

Nous estimons les erreurs géométriques présentes sur l'image de Sherbrooke en utilisant comme référence le réseau routier numérisé à partir de relevés d'arpentage (données issues du S.I.G de la municipalité de Sherbrooke). La précision de ces données est supérieure à 0,5 mètres. Des points significatifs sont ensuite choisis et un segment directionnel tracé entre la position du point sur la référence et la position du même point sur l'image (figure 3.5). La précision des mesures ainsi effectuées est estimée à ± 2 mètres. 133 couples de points uniformément répartis sur l'ensemble de l'image sont ainsi collectés. La distance séparant chaque couple de points (traduisant la distance de l'erreur) ainsi que la direction du segment sont ensuite calculés. L'altitude de chaque point est estimée à partir de points levés fournis par le S.I.G de la municipalité (la précision des points d'altitude est de ± 1 m). Les contours des bâtiments numérisés sont également utilisés pour illustrer l'influence des variations locales du relief.



Figure 3.5 - Évaluation des erreurs géométriques au niveau du sol et des toitures

La longueur et la direction des segments sont prises en compte. La longueur des segments varie de 2 à 40 m (moyenne : 16 m ; écart-type : 10,12). Sur 133 segments, 76 montrent des longueurs supérieures à 10 m, ce qui traduit des déformations importantes et très inégales sur l'ensemble de

l'image. Au niveau directionnel, les segments se situent tous dans une fourchette angulaire de 180° environ, plus exactement entre 349° et 360° et entre 0° et 168° (on considère le 0° au nord et sens de rotation anti-trigonométrique). Cette fourchette se réduit à 30° si on considère uniquement les distances supérieures à 15 m pour lesquels les valeurs angulaires sont moins sujettes aux imprécisions de traçage. L'angle azimutal de visée est quant à lui de 354° .

La mise en relation de la distance des segments avec l'altitude des points permet de vérifier pratiquement l'influence du relief sur les déformations géométriques. Ainsi, la figure 3.6 montre une décroissance des distances d'erreur inversement proportionnelle aux altitudes, et ce, jusqu'aux points situés aux alentours de 240 mètres. Cette tendance s'inverse ensuite pour les points supérieurs à 240 mètres. La relation entre altitude et erreur géométrique est donc très claire. Elle met en évidence un plan de référence théorique du capteur situé vers 240 m. Il n'est malheureusement pas possible de confirmer ce chiffre car cette donnée n'est pas fournie par le distributeur d'images. Une courbe représentant les erreurs théoriques pour un plan de référence à 240 m calculée à l'aide de l'angle zénithal de visée du capteur selon l'équation 1, section 2.2.1 est superposée au nuage de points (droite sur la figure 3.6). La similitude entre cette courbe et le nuage de points appuie l'hypothèse d'un plan de référence situé près de 240 mètres.

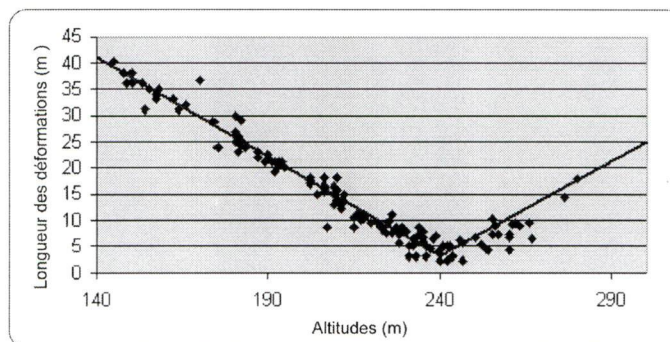


Figure 3.6 - Relation entre les altitudes et les valeurs des erreurs géométrique

L'analyse des comportements angulaires en fonction de l'altitude des points montre un changement de direction situé autour de 240 mètres ce qui confirme également les observations précédentes (figure 3.7).

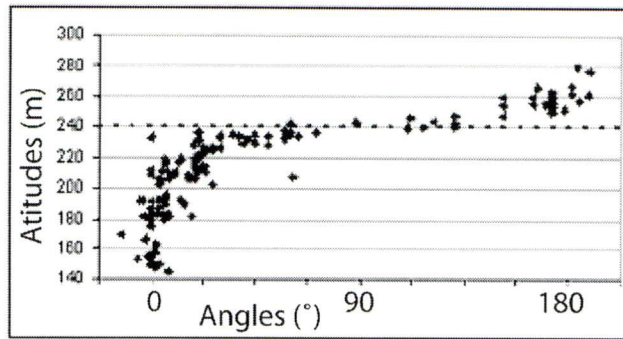


Figure 3.7 - Relation entre l'altitude et les angles de déformation.

Les directions des déformations restent cependant très variables. Cette variabilité est plus marquée pour les segments de courtes longueurs. Les segments supérieurs à 15 m se situent entre 349° et 0° et entre 0° et 20° , ce qui est conforme à la position du capteur. Les variations angulaires peuvent s'expliquer par des erreurs de traçage (hypothèse surtout valable pour les segments de courte longueur) ou par des différences dans l'orientation des pentes qui perturbent la projection.

Nous avons vu dans la section 1.2.1 que les fortes variations locales du relief, liées à la présence des « objets urbains » (en particulier les bâtiments) produisent des erreurs géométriques pouvant mener à des erreurs thématiques (ombre).

Pour l'image support d'étude, les erreurs géométriques liées aux bâtiments sont illustrées sur la figure 3.5 où le sommet des tours (points A et B) montre un plus faible décalage que les points situés au sol (points C et D). Ceci s'explique par le fait que l'on est dans une situation où l'altitude au sol est de 200 m, c'est-à-dire inférieure au plan de référence théorique du capteur (cas du dg1 sur la figure 2.6, section 2.2.1). En examinant la figure 3.5, on peut également observer une légère déformation géométrique de la toiture des tours. Cependant, dans la majorité des cas, la présence de bâtiments ne mène pas à des déformations nettement distinctes de celles observées au sol (point E sur la figure 3.5). Ceci s'explique par une faible hauteur des bâtiments et un angle de visée assez élevé.

On peut donc conclure de cette analyse que l'image de Sherbrooke montre des erreurs géométriques qui semblent essentiellement dues au relief. Les résultats obtenus sont conformes avec ceux qui ont été observés dans la littérature (Fraser *et al.*, 2002 ; Jacobsen, 2002 ; Toutin, 2003(a)). La variation angulaire de ces erreurs, en particulier pour les erreurs « courtes » n'a pu être expliquée avec certitude. L'hétérogénéité spatiale des déformations géométriques liées aux altitudes prouve la nécessité d'effectuer des corrections géométriques qui utilisent les informations sur l'altitude (Fraser *et al.*, 2002 ; Toutin, 2003 (b)).

3.1.2.3 Les erreurs ou confusions thématiques

L'analyse théorique (section 1.4.3) a montré que la résolution spatiale des images THRS permet un changement dans le type d'interprétation qui exige aujourd'hui la détection des objets. Cette détection se heurte cependant à des problèmes dus aux erreurs et aux confusions présentes sur les images THRS. Afin d'estimer l'importance de ces problèmes, nous analyserons tout d'abord l'impact de l'ombre, puis d'une manière plus générale, la confusion des signatures spectrales.

3.1.2.3.1 L'ombre

L'ombre sur une image est générée par l'absence d'éclairement direct due à la présence de reliefs entre la zone à l'ombre et le rayonnement solaire, elle a été étudiée précédemment (*cf.* 1.2.2.1).

Dans le cas de l'image de Sherbrooke, le relief du terrain de l'image n'est pas assez prononcé pour créer des zones d'ombre. Par contre, l'ombre due à la présence d'objets haut est présente. Afin d'estimer la surface occupée par l'ombre, nous avons effectué une extraction de l'ombre par simple seuillage des niveaux de gris sur la bande panchromatique (les zones d'eau ont été préalablement masquées). L'ombre ainsi extraite occupe environ 4 % de l'image, les zones les plus « ombrées » se situant en milieux urbains et en bordure des zones boisées.

À l'intérieur du milieu urbain il existe des différences en fonction de la taille et de la densité des bâtiments. Afin d'estimer ces différences nous avons sélectionné cinq extraits représentatifs de différents types de tissus urbains. Nous avons ensuite estimé, pour chacun d'eux les surfaces occupées par l'ombre. Les résultats vont de 3,8 % pour une zone de petits bâtiments pavillonnaires à 15,96 % pour une zone du centre-ville (figures 3.8). Les autres résultats présentés en annexe 4 donnent des occupations respectives de 3,82 % pour du bâti collectif de taille moyenne, peu dense ; 5,82 % pour du bâti collectif de grande taille moyennement dense et de 10,32 % pour du bâti pavillonnaire de taille moyenne.

Ces estimations doivent être considérées avec prudence, elles ne sont données qu'à titre indicatif. La méthode d'extraction de l'ombre utilisée (seuillage des niveaux de gris) est en effet triviale. Elle ne distingue pas les différents types d'ombre (portée, projetée et pénombre) ni les surfaces très foncées (toitures goudronnées) pouvant se confondre avec l'ombre (pointillés rouges sur la Figure 3.8).

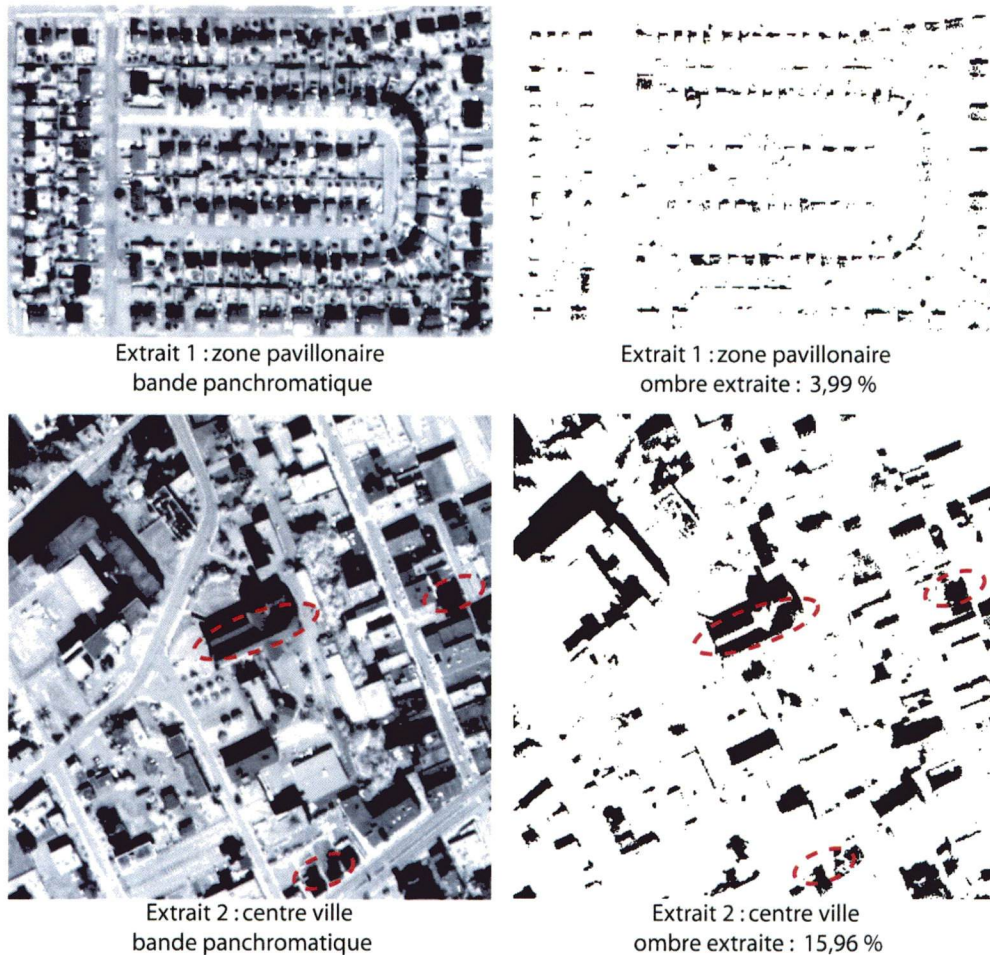


Figure 3.8 - Estimation de la surface occupée par l'ombre. Exemple pour deux extraits

3.1.2.3.2 Confusions des signatures spectrales

Il existe différents types de confusions qui peuvent, à des degrés divers, diminuer les performances des méthodes d'extraction d'objet. Si l'on considère les objets individuellement, différentes signatures spectrales peuvent correspondre à un même objet. Si l'on considère l'ensemble des objets, on trouve différentes signatures spectrales pour un même type d'objet, mais également des signatures spectrales identiques pour des types d'objets différents. Ces confusions sont logiquement présentes sur l'image Ikonos de Sherbrooke. Nous illustrons chacun des types à travers des exemples.

• Différentes signatures spectrales pour un même objet

Les différences de signatures spectrales à l'intérieur d'un même objet peuvent être dues à des différences d'orientations provoquant des écarts d'éclairement et de réflexion des objets dont la conséquence la plus marquée est la présence d'ombre. Ce phénomène est illustré sur un extrait d'image (figure 3.9 représentant une église) à partir duquel nous avons relevé les valeurs spectrales (les valeurs des courbes correspondant à la valeur moyenne des mesures effectuées sur

une fenêtre 3 fois 3 pixels pour cinq points significatifs des différentes orientations). On observe que l'allure des signatures spectrales est globalement similaire mais qu'il existe des écarts importants entre les valeurs. L'analyse des pixels composant l'ensemble de l'objet confirme ces résultats puisqu'on observe un étalement des niveaux de gris allant de 229 à 467 pour la bande bleue, de 210 à 522 pour la bande verte, de 130 à 392 pour la bande rouge et de 126 à 372 pour la bande proche infrarouge.

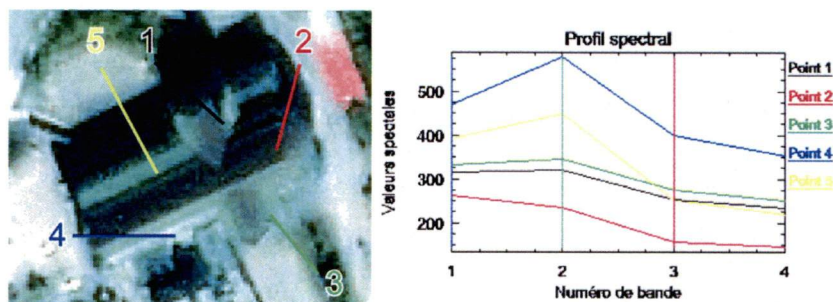


Figure 3.9 - Différentes signatures spectrales pour un même objet (église)

Ces différences peuvent également être entraînées par la présence de matériaux différents dans la composition du même objet. Ce cas de figure est illustré par la figure 3.10 qui montre un bâtiment industriel.

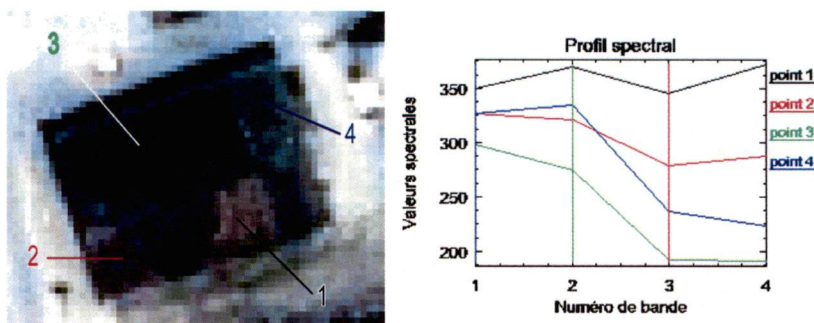


Figure 3.10 - Différentes signatures spectrales pour un même objet (bâtiment industriel)

• Différentes signatures spectrales pour un même type objet

Les confusions spectrales sont également présentes à l'intérieur d'une même classe d'objet. Elles sont dues essentiellement à l'emploi de matériaux différents dans la construction des objets. Nous illustrons cet état de fait sur la figure 3.11 qui montre des écarts dans les signatures spectrales de différents bâtiments extraits de l'image Ikonos support d'étude (les valeurs des courbes correspondant à la valeur moyenne des mesures effectuées sur l'ensemble du bâtiment ; utilisation de la fonction ROI, logiciel Envi ©).

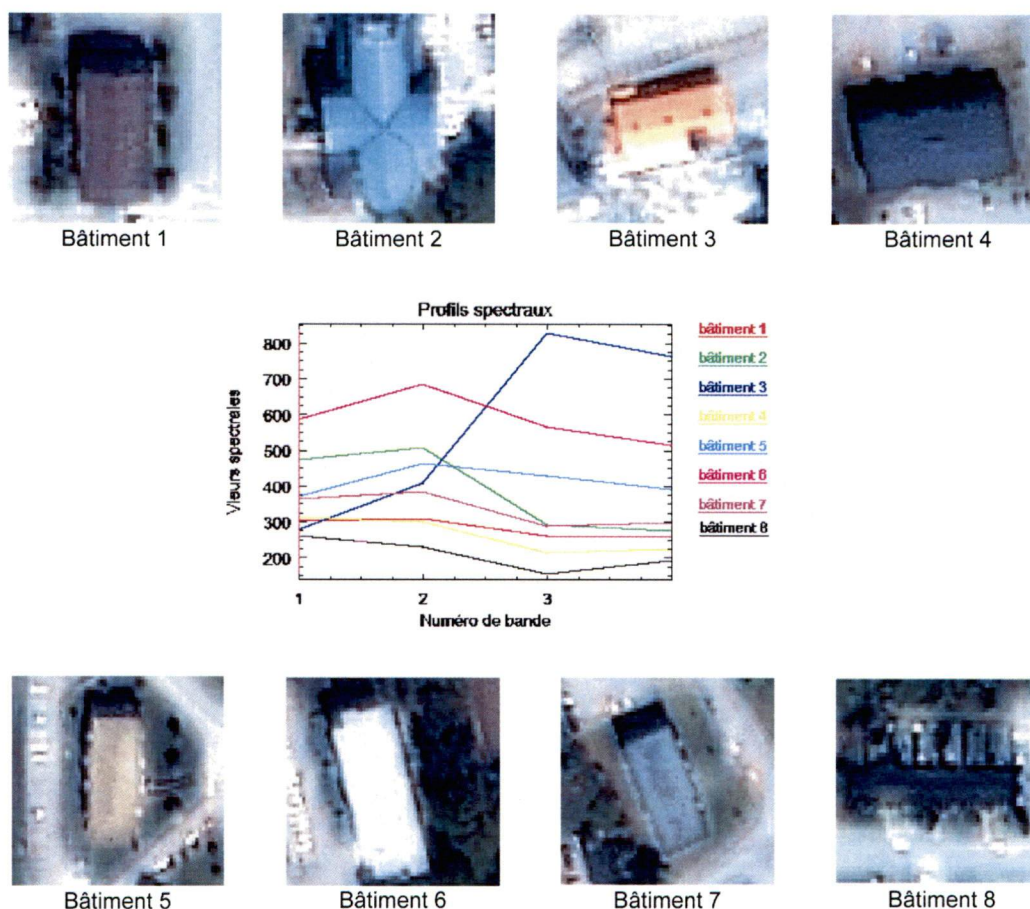


Figure 3.11 - Différentes signatures spectrales pour un même type objet (bâtiments)

La figure 3.12 illustre un phénomène similaire pour différentes zones de route. Ici, les écarts dans les signatures spectrales sont moins marqués, mais apparaissent cependant comme un obstacle à une discrimination spectrale. Les causes sont ici plus difficiles à identifier. On peut faire l'hypothèse de différence dans les matériaux employés (type ou âge du bitume) comme dans les perturbations subies par le signal.

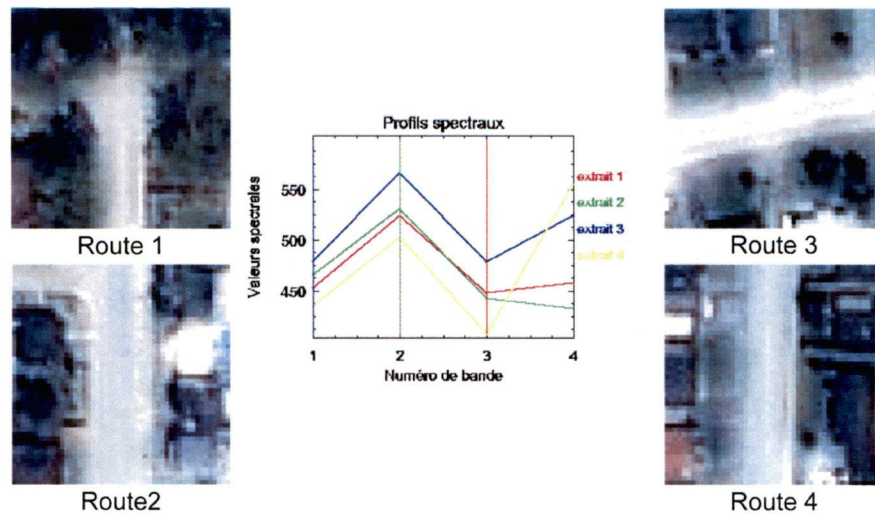


Figure 3.12 - Différentes signatures spectrales pour un même type objet (routes)

• Similitudes des signatures spectrales pour différents types d'objets

La détection spectrale des objets urbains est encore compliquée par un dernier type de confusions. Il s'agit des similitudes pouvant exister entre les signatures spectrales de pixels appartenant à des types d'objets différents. La figure 3.13 montre deux exemples de similitudes dans les signatures spectrales (valeurs moyennes extraites à partir de fenêtre 5*5) entre des bâtiments et des routes.

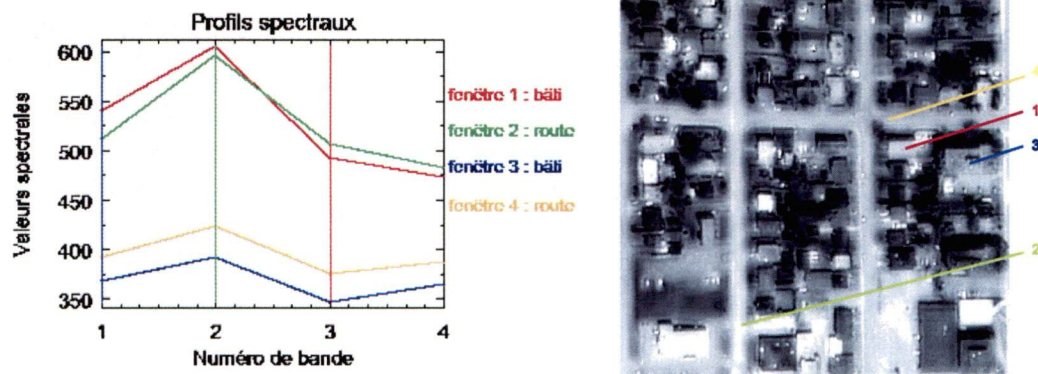


Figure 3.13 - Confusion des signatures pour des objets différents

3.1.3 Synthèse

Plusieurs points peuvent être dégagés de l'analyse de la qualité de l'image. Tout d'abord, **la résolution spatiale** de la bande panchromatique est suffisante pour l'interprétation visuelle des bâtiments. Cette interprétation est cependant moins évidente sur l'image multispectrale. Les **conditions de prises de vue influencent fortement la qualité des images**, ce qui constitue une limite importante pour les utilisateurs. Dans le cas de l'image de Sherbrooke, les conditions étaient favorables et permettaient de bons contrastes. La dynamique de l'image est conforme à

celle d'autres images présentées dans la littérature. Elle n'occupe pas uniformément toutes les plages de valeur mais permet la distinction des objets très réfléchissants.

L'estimation du niveau de bruit a mis en valeur les effets de la résolution et des longueurs d'onde sur la qualité de l'image. Ainsi, si on se place uniquement au point de vue de la qualité du signal, pour une image Ikonos, les bandes de résolution spatiale plus grossière et les courtes longueurs d'onde montreront moins de bruit. Ce type de constat peut être utile dans le cas où l'utilisateur doit choisir un nombre restreint de bandes.

L'estimation de la qualité géométrique a mis en évidence des erreurs inégales provoquées par les variations d'altitude du relief de l'image et dans une moindre mesure, des objets.

La mise en évidence des confusions des signatures spectrales a montré l'influence du milieu urbain sur la qualité du signal et l'absence de relations directes entre occupation et utilisation du sol. Pour la discrimination des objets urbains, ceci montre la limite de la seule dimension spectrale.

Ces conclusions nous amènent à réfléchir à l'application de prétraitements préalables à l'extraction des bâtiments. Différents types de prétraitements peuvent être appliqués aux images THRS : les corrections atmosphériques (Karpouzli and Malthus, 2003), radiométriques (Baltsavias *et al.*, 2001(a)) et géométriques. Les corrections géométriques nécessitent la disponibilité de données sur l'altitude et de « points de calage » au sol (Toutin, 2003 (b)). Dans les cas où ces données sont assez précises, il est possible de générer des ortho images (Shaker *et al.*, 2005 ; Cheng and Toutin, 2001).

Dans le cas de notre étude, les conditions de prises de vue ne nécessitent pas d'effectuer des corrections atmosphériques. L'analyse du niveau de bruit ne donne pas d'informations claires sur la pertinence de l'utilisation de prétraitements. Nous avons choisi de ne pas effectuer de prétraitements afin de conserver les valeurs originales de l'image.

Des erreurs géométriques dues aux variations de relief ont été mises en évidence, ce qui montre la nécessité d'appliquer des méthodes de correction intégrant les altitudes. L'application de telles méthodes peut cependant modifier quelque peu les valeurs spectrales et ainsi diminuer la capacité de discrimination des images. C'est pourquoi nous proposons, dans le cas de notre étude, d'appliquer les corrections géométriques une fois les bâtiments extraits.

Des erreurs géométriques et les déformations dues à la hauteur des bâtiments ont également été mises en valeur. La modélisation de ces erreurs (Jacobsen, 2002 ; Lhomme *et al.*, 2003) a permis leur compréhension et leur évaluation. Celles-ci peuvent même être utilisées pour générer des informations sur la hauteur des bâtiments, voire des cartographies à partir de techniques de photogrammétrie (Tao *et al.*, 2004 ; Willneff *et al.*, 2005). Il n'existe cependant pas, à notre

connaissance, de méthode de correction capable de corriger ces erreurs directement sur les images. Ceci s'explique par le fait que ces erreurs géométriques sont associées à des erreurs thématiques (zones masquées, etc.). Une correction implique donc de reconstruire l'information manquante. Nous avons choisi de négliger les erreurs géométriques dues à la hauteur des bâtiments. Leur analyse pourrait faire l'objet d'une étude ultérieure ayant pour but l'amélioration de la qualité géométrique des extractions d'objets.

Notre objectif est l'élaboration d'une méthode automatique d'identification des bâtiments. Il apparaît, aux vues de cette analyse, que la ***qualité de l'image support d'étude est suffisante pour l'élaboration d'une telle méthode***. Ces conclusions sont confirmées par le fait que l'interprétabilité visuelle des images Ikonos a été estimée au niveau 4,5 du critère NIIRS (Dial *et al.*, 2003 ; Ryan *et al.*, 2003), (*cf.* introduction chapitre 2) qui correspond au niveau 3 de la nomenclature USGS (*cf.* section 2.3.2.1) qui distingue individuellement les différents types d'habitats.

L'évaluation de la qualité a également confirmé les limites de l'utilisation de la seule dimension spectrale qui ne paraît pas suffisante pour répondre aux attentes sur l'extraction des objets. L'utilisation de la dimension spatiale semble donc indispensable.

À ce stade de notre recherche, nous avons fait le choix *a priori* de l'utilisation d'une approche de type zonale (l'approche zonale sera traitée en détail à la section 3.2.2.2.2). Afin d'évaluer les points forts et les points faibles des méthodes existantes, nous en proposons une revue dans la section suivante.

3.2 Revue des méthodes de détection du bâti

3.2.1 Introduction

L'identification et l'extraction d'objets « anthropiques » à partir de données de télédétection est de plus en plus utilisée pour la mise à jour des bases de données spatiales (Shufelt and McKeown, 1992). C'est aujourd'hui un défi scientifique dans les domaines du traitement d'image et de l'intelligence artificielle (Mayer, 1999).

Parmi l'ensemble des objets « anthropiques », les routes et les bâtiments constituent la structure de fond des bases de données urbaines et font l'objet d'attentions particulières (Baltsavias, 2004). Dans ce travail, nous nous focalisons sur *l'extraction des bâtiments*.

De nombreuses méthodes d'extraction des bâtiments ont été élaborées. Elles ont fait l'objet de plusieurs revues parmi lesquelles on peut retenir Baltsavias, (2004) ; Baltsavias *et al.* (2001), (2004) Mayer, (1999) ; Gruen (1997) et Guindon, (1997). Elles ne seront pas toutes détaillées ici. Nous focaliserons nos recherches sur celles qui s'inscrivent dans le cadre fixé pour le

développement de notre propre méthode, c'est-à-dire à partir d'une « mono image » sans utilisation d'informations collatérales.

En préalable, nous proposons une brève synthèse, essentiellement réalisée à partir de Baltsavias, (2000) ; Mayer, (1999) ; Guindon, (1997) qui présente les types de données utilisées puis fait ressortir quelques remarques générales sur les méthodes existantes.

Les premières données utilisées pour l'extraction des bâtiments furent les **photographies aériennes** « monoculaires » (Guindon, 1997) qui offraient des résolutions spatiales suffisamment fines. L'emploi de **couples stéréoscopiques** (Paparoditis *et al.*, 1998) a ensuite permis de générer des informations sur la troisième dimension qui ne pouvaient être obtenues jusqu'alors que par déduction à partir de la taille des ombres.

Par la suite, les sources de « données images » se sont diversifiées avec en premier lieu l'apparition des **capteurs multipectraux aéroportés** qui combinent de fines résolutions spatiales à des informations spectrales pertinentes. Les **images satellitaires haute résolution** (Spot, Landsat) sont également utilisées, mais leurs résolutions autorisent uniquement l'extraction de bâtiments de grande taille et spectralement discriminés de leur entourage. L'avènement des **images satellitaire THRS** dont l'emploi est en augmentation constante constitue évidemment un apport majeur. Les **capteurs hyperspectraux aéroportés** permettent une discrimination spectrale sur une grande gamme de longueurs d'ondes, par l'exemple l'infra rouge thermique (Segl and Kaufmann, 2003). Leur utilisation est donc très prometteuse même si les coûts et les délais de mise en place des missions restent des obstacles à leur généralisation. Ces dernières années ont vu le développement de l'utilisation des **capteurs laser** générant des données altimétriques (Zeng, 2002) qui, associées à d'autres sources, aident à l'identification des bâtiments. La qualité des données générées peut cependant être une limite (Baltsavias, 2004). L'**imagerie radar** (SAR) est employée beaucoup plus rarement. Elle semble moins bien adaptée à l'extraction d'objets et nécessite des processus d'interprétation plus complexes (Baltavias, 2004). Des données collatérales, issues de bases de données spatiales, en particulier des SIG, peuvent également être intégrées comme source d'informations complémentaires.

Parallèlement à la diversification des sources de données, on a vu le développement de nombreuses méthodes d'interprétation. Contrairement aux méthodes d'interprétations classiques (approche "par-pixel") basées sur la discrimination spectrale, l'identification d'objet cherche à dégager les structures spatiales de l'image. Elle est opérée à partir de différentes stratégies basées sur des règles de modélisation elles-mêmes établies à partir de la formalisation de connaissances (selon les auteurs ce terme englobe ou non les règles). Des primitives (segments, contours) peuvent être préalablement extraits des images.

La phase de formalisation et d'acquisition des connaissances est généralement le fait de l'utilisateur même si ce dernier est parfois remplacé ou assisté par des méthodes d'apprentissage automatique¹ (Huang and Jensen, 1997). Elle est fonction du type de primitives considérées et se base le plus souvent sur des connaissances *a priori* des propriétés (géométrie, topologie, spectrales) des objets. La formalisation permet ensuite d'établir des règles de modélisation utilisées pour l'identification des bâtiments sur l'image.

La formalisation des connaissances comme les règles de modélisation qui en découlent varient en fonction des caractéristiques (spectrales, géométriques, topologiques, etc.) des objets d'intérêt relativement au type de données (résolution spatiale, spectrale, etc) et au type d'approche choisie. Les méthodes combinent généralement les approches ascendantes (étiquetage des primitives par mesure des attributs d'intérêts, etc) et descendantes (modélisation des relations contextuelles entre les objets, etc). Elles sont rarement totalement automatiques mêmes si la part de l'intervention humaine a tendance à diminuer.

D'une manière générale, le développement se focalise de plus en plus sur la détection d'objets spécifiques (bâtiments, voir types de bâtiments; routes, etc), ce qui apparaît comme une conséquence des faibles performances des méthodes « généralistes ».

L'analyse de l'évolution des méthodes montre également une tendance à la complexification qui s'explique par différents facteurs :

- l'utilisation combinée de différentes sources de données (données spectrales, laser, collatérales, etc) ;
- l'augmentation du nombre de caractéristiques extraites à partir d'une même source de données ;
- l'attention croissante apportée aux modes de combinaison des différentes données qui a mené à l'utilisation de nouvelle approche de gestion de l'incertitude (approche bayésienne, logique floue, théorie des évidences) ;
- l'association au sein de systèmes complexes de différentes méthodes de détection basées sur différentes approches ;
- la place croissante des méthodes de détection 3D ;

L'apparition de nouvelles sources de données associées à l'augmentation des besoins a donc entraîné le développement d'un grand nombre de méthodes d'extraction des bâtiments qui utilisent des approches de plus en plus complexes. Notre objectif est l'élaboration d'une méthode d'extraction du bâti à partir de « mono image » THRS. Nous focaliserons donc nos recherches sur

¹ Ce type de méthode est plus connue sous sa dénomination anglophone : « machine learning ».

les méthodes s'appliquant sur une seule image et sans utilisation d'information annexes (altimétrie, données de terrain;).

3.2.2 Revue des méthodes d'intérêt

Dans cette section, nous distinguons les méthodes développées spécifiquement pour les images THRS de celles qui existaient antérieurement. Cette distinction permet de recadrer notre recherche, elle ne correspond cependant pas à un bouleversement particulier dans les méthodes et techniques employées.

3.2.2.1 Les méthodes antérieures à l'apparition des images THRS

Jusqu'à l'arrivée des images satellitaires THRS, les résolutions trop grossières des images satellitaires à haute résolution spatiale, (type Spot ou Landsat) ne permettent pas de distinguer les éléments à l'échelle intra-urbaine. Les méthodes de détection automatique de bâtiments ont donc comme support les photographies ou les images aériennes. Celles-ci montrent généralement des résolutions spatiales inférieures au mètre et une seule bande spectrale (panchromatique). Contrairement aux méthodes généralement appliquées sur les images satellitaires, ce sont les attributs spatiaux qui sont les plus utilisés.

La plupart des méthodes se basent en premier lieu sur la recherche de caractéristiques distinctives sur l'image. Les caractéristiques recherchées sont principalement des lignes correspondant aux limites des bâtiments ou des surfaces homogènes correspondants aux toitures des bâtiments. Cette phase d'extraction permet de déterminer une liste de « bâtiments potentiels ». On utilise ensuite leurs propriétés intrinsèques et relationnelles pour extraire les bâtiments par un processus d'accumulation d'hypothèses.

Les méthodes se basant sur l'extraction des lignes sont les plus courantes. Une fois les lignes extraites, elles sont utilisées pour reconstruire le bâtiment. Sur l'image numérique, ces lignes correspondent à de forts gradients montrant des formes géométriques spécifiques. Cependant, certaines de ces lignes sont atténuées ou absentes (projection des objets sur l'image, ombre, etc.) ce qui pose des problèmes importants de détection. Pour tenter de palier cette perte d'information, différentes pistes, plus ou moins complexes, ont été explorées. Le rehaussement des contours peut tout d'abord être utilisé, mais son efficacité est limitée aux contours atténués, de plus certains autres éléments rehaussés peuvent être confondus avec les limites de bâtiments (bordures de trottoirs, etc.). La méthode la plus répandue est la reconstruction de formes géométriques complètes à partir de la détection de « primitives » (lignes ou angles effectivement détectés). Par exemple, si deux lignes perpendiculaires sont détectées, l'algorithme fait l'hypothèse de la présence d'un bâtiment et le « reconstruit » dans sa totalité si l'hypothèse est

vérifiée. Différents éléments peuvent être utilisés pour confirmer les hypothèses, par exemple des informations sur la nature du signal correspondant aux toitures «hypothétiques» (homogénéité des niveaux de gris, texture...) ou encore la présence d'ombre.

L'approche basée sur la recherche de zones homogènes de l'image (approche zonale) consiste tout d'abord en une segmentation d'images produisant des régions (dans la littérature on trouve également le terme de segment) homogènes. La segmentation se fait, soit à partir de la recherche de zones de changements de l'image (approche « contour »), soit au contraire, à partir de la recherche des zones homogènes (approche « région »). Certaines méthodes combinent les deux types de segmentation. Comme dans le cas de l'extraction des lignes, la détection des bâtiments se fait généralement par accumulation d'hypothèses en utilisant les caractéristiques intrinsèques de ces régions (formes, niveaux de gris, etc.), mais aussi leur relations spatiales avec d'autres éléments de l'image.

Les lecteurs intéressés par plus de précisions sur les méthodes développées pour les photographies et images aériennes peuvent se référer à Mayer (1999) ; Gruen *et al.*, (1997) ; Guindon, (1997).

3.2.2.2 Les méthodes postérieures à l'apparition des images THRS

Depuis quelques années, des recherches se développent pour élaborer des méthodes spécifiquement adaptées aux images satellitaires THRS. Ces méthodes se basent logiquement sur les travaux antérieurs et s'orientent vers différents axes : ***l'amélioration des classifications « par-pixel »***, les méthodes dites « ***zonales*** » (dans la littérature on trouve également l'appellations « méthodes orientées objets ») et les méthodes basées sur ***l'extraction des contours***. Dans certains cas, les différents types d'approches sont combinés. Il existe également des axes de recherches parallèles.

3.2.2.2.1 Amélioration des classifications « par-pixel »

Il est maintenant bien connu que l'utilisation des classifications classiques dites « par-pixel » est mal adaptée à l'identification des objets urbains (Baltsavias, 2004 ; Caloz et Collet, 2001 ; Guindon, 1997). Face à ce constat, l'amélioration de la délimitation des types d'utilisation du sol (objets urbains) a fait l'objet de recherches récentes.

Tatem *et al.* (2001) montrent par exemple que l'utilisation d'un réseau de neurones dans lequel on intègre des informations sur la composition du pixel (démixage spectral) pour la classification d'une scène Ikonos en milieu urbain augmente la précision des classifications.

Pesaresi, (2000) a évalué quant à lui l'utilisation de différents paramètres texturaux pour les classifications en milieu urbain à partir d'image IRS (5*5 mètres de résolution). Il conclut à une

bonne discrimination des classes d'occupation du sol à condition de respecter certaines conditions, notamment une taille de fenêtre de calcul adaptée.

Benediktsson *et al.*, (2001) utilisent des paramètres extraits de segmentation par morphologie mathématique (Pesaresi *et al.*, 2001) comme informations additionnelles à une classification par réseaux de neurones.

L'affinement des résultats peut également être obtenu par introduction d'informations sémantiques sur les relations de voisinage existants entre les types d'occupation du sol. Cet affinement est opéré de différentes manières dont toutes ne sont pas originales.

Parmi les plus simples, on trouve l'application d'un filtre majoritaire qui reclassifie le pixel central d'une fenêtre mobile en fonction des autres pixels de la fenêtre (Bianchin and Bravin, 2003). L'objectif est ici surtout d'éviter les pixels isolés.

Les méthodes de filtrage peuvent être plus élaborées comme par exemple la méthode SPARK « Spatial Re-classification Kernel » qui ré-attribue les classes du pixel à partir de règles définies par l'utilisateur sur la base de relation de voisinage entre les classes thématiques (bâtiments, herbe, arbre, etc.). Ce type de filtrage, initialement développé pour les images HRS (Barnsley and Barr, 1996) a récemment été appliqué à une image IKONOS (Teffelen *et al.*, 2001).

Van De Voorde *et al.*, (2003) utilisent quant à eux un réseau de neurones comme outils de post-classification. La première étape consiste en une classification par réseau de neurones pour laquelle les deux plus fortes « valeurs d'activation des nœuds » (qui traduisent le degré d'appartenance aux classes) sont « mise en mémoire » pour chacun des pixels. Un pixel peut par exemple avoir une appartenance très forte à la classe bâtie puis un peu moins élevé à la classe route. Les résultats de la classification sont ensuite segmentés afin de former des « régions » montrant des classes homogènes. On réassigne finalement de nouvelles classes aux pixels appartenant aux régions de tailles inférieures à un seuil prédéfini en intégrant l'incertitude des classifications conservée en mémoire dans le réseau de neurones. La réaffectation se fait individuellement pour chacun des pixels à partir des règles établies.

Lee *et al.*, (2003) cherchent également à améliorer la classification. Ils procèdent par couplage de la classification des bandes multispectrales avec une segmentation de la bande panchromatique. Une classification multispectrale (maximum de vraisemblance) permet tout d'abord une première délimitation des bâtiments qui sont ensuite vectorisés. Les résultats obtenus sont utilisés pour « guider » une procédure de segmentation appliquée à la bande panchromatique dont les contours ont été rehaussés. L'extraction finale se fait par « superposition » des contours vectorisés (classification multispectrale) avec les segments extraits de la bande panchromatique. Seuls les segments qui montrent un recouvrement suffisant avec les bâtiments vectorisés sont conservés. Des post traitements permettent finalement l'élimination des segments trop petits et l'affinement

des contours (suppression des contours n'appartenant pas aux directions principales). La figure 3.14 illustre cette procédure.

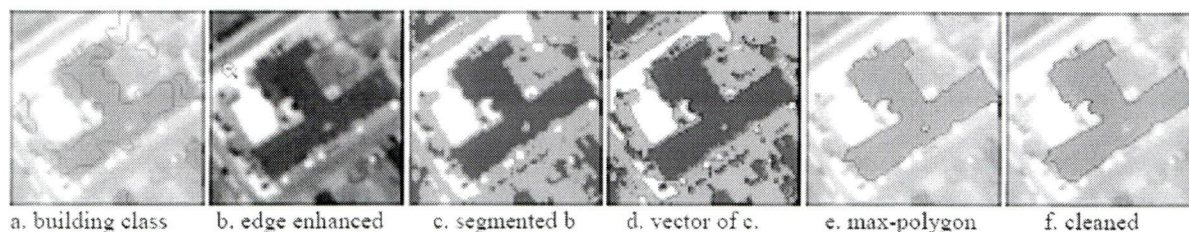


Figure 3.14 - Procédure de délimitation des bâtiments (Shan and Lee, 2002)

3.2.2.2.2 Les méthodes « zonales »

Les méthodes « zonales » constituent actuellement le principal axe de recherche. L'idée de base est d'opérer la classification non pas sur des pixels, mais sur des groupes de pixels homogènes (régions). Le principal avantage est l'introduction de la dimension spatiale dans le processus de classification. Ceci se fait en utilisant les caractéristiques spatiales de ces régions (taille, forme, orientation, etc.). Ses principes sont les suivants : l'image est tout d'abord segmentée en régions homogènes (plusieurs niveaux de segmentation sont possibles). Des attributs spatiaux, spectraux mais aussi relationnels sont ensuite calculés pour chacune des régions. Ces attributs sont finalement utilisés pour classer les régions soit à partir d'une classification supervisée, soit à partir de définition de règles.

La méthode la plus répandue de cet axe est celle développée par les concepteurs du logiciel « e-cognition © » (Hofmann, 2003). Cette méthode peut, selon les auteurs, être appliquée à la classification des milieux urbains à partir d'image THRS. Des exemples d'applications sont présentés dans Kressler *et al.*, (2001) et Zhan *et al.*, (2001).

Une autre méthode pouvant être classée dans l'approche « zonale » est celle proposée par Guindon (2000). La première phase de la méthode est une segmentation d'image suivie d'un calcul d'attributs spectraux, spatiaux et relationnels. La classification des objets (bâtiments, routes, etc.) se fait ensuite sous forme de règles selon le principe de l'accumulation d'évidences. Pour chaque type d'objet, un module contient la formalisation de règles spécifiques appliquées à une liste d'attributs spécifiques. Un seuil permet de déterminer l'appartenance ou la non-appartenance de la région à la classe d'objet.

Tian *et al.*, (2003) utilisent également une approche zonale. Pour la phase de classification, ils associent des informations sur les contours des bâtiments préalablement obtenues (combinaison des filtres directionnels). Un procédé de postclassification permet finalement de « lisser » les contours des bâtiments extraits en fonction des directions principales retenues.

3.2.2.2.3 L'extraction des lignes

La reconstruction des bâtiments à partir de l'extraction des contours est peu utilisée à cause de la résolution des images THRS qui ne permettent pas toujours une distinction nette des contours. Des méthodes existent cependant, elles s'appliquent plus spécifiquement aux groupes de bâtiments ou aux bâtiments de grandes tailles significativement discriminés de leur entourage.

Haverkamp (2004) extrait et reconstruit les contours (filtre « Barbu-Néviata ») à partir de la bande panchromatique d'une image Ikonos. Les « chaînes de contours » qui montrent des angles droits sont ensuite considérées comme des bâtiments potentiels et une série d'attributs (nombre de « côtés extraits », taille, orientation, contraste avec l'environnement, etc.) est calculée pour chacun d'eux. Les attributs sont finalement utilisés pour extraire les bâtiments de l'ensemble des bâtiments potentiels.

Ge.Qiu *et al.*, (2004) se basent également sur les contours extraits pour opérer une reconstruction des toitures. L'originalité de la méthode tient à l'élaboration d'un nouvel opérateur de détection de contour et à l'utilisation d'indice de texture dans la phase de reconstruction.

Sohn and Dowman(2001) proposent aussi une méthode de reconstruction des bâtiments à partir des lignes mais l'approche est différente. Des « lignes principales » sont tout d'abord extraites à partir de groupements de bâtis dont les directions principales sont obtenues par analyse de Fourier. Les lignes ainsi extraites ne sont pas directement utilisées pour la reconstruction mais servent de base au partitionnement de l'image en unités homogènes. Ce type de découpage de l'image remplace la phase de segmentation. Il permet de diminuer les problèmes de la délimitation précise des objets. Les bâtiments sont ensuite reconstruits par groupement des différentes unités en fonction de critères d'homogénéité.

3.2.2.2.4 Les approches parallèles

Nous avons classé dans cette section les méthodes qui ne correspondaient à aucun des trois axes précédents.

Une approche originale de l'extraction du bâti est décrite dans Müller and Segl, (1999) et Segl and Kaufmann, (2001). Les auteurs proposent une méthode basée sur une multi-segmentation (segmentation multiseuils) dont les résultats sont comparés, à chaque étape, à des « modèles de formes » établis pour chacun des types d'objets. L'extraction est réalisée quand les segments correspondent aux formes modélisées pour un nombre minimum (choix de l'utilisateur) de niveau de segmentation (qui correspondent à différents niveaux de seuils). Ainsi, sur la figure 3.15, le bâtiment A apparaît composé de deux « sous parties » au niveau 2 de segmentation et d'un bloc aux niveaux 3 et 4. Le bâtiment B apparaît pour les quatre niveaux et le bâtiment C pour les

niveaux 3 et 4. Ainsi, si on choisit un nombre minimum de niveaux de segmentation de deux, les trois bâtiments sont correctement extraits.

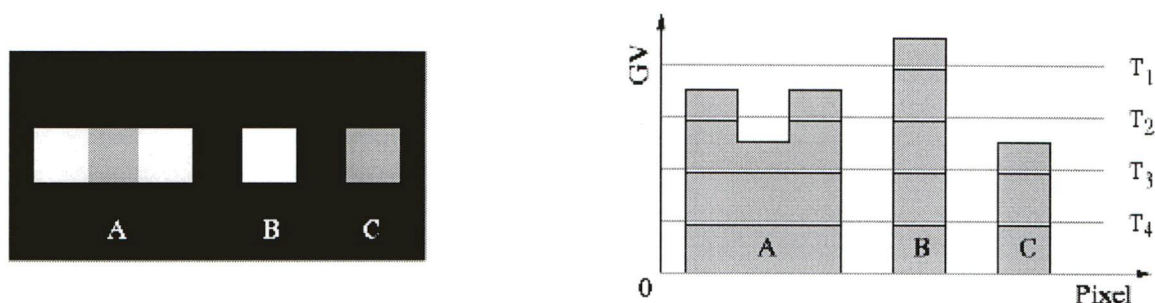


Figure 3.15 - Modèle de forme et profils de trois segments (Müller and Segl, 2003)

Des méthodes ont également été développées pour des types de bâti bien spécifiques, comme la détection des « cases » africaines en milieu rural (Devaux *et al.*, 2005). Ici, les bâtiments à identifier sont circulaires, ils ont une taille inférieure à 20 m² et les toitures sont faites de matériel végétal. L'extraction est opérée par analyse contextuelle. Les zones de sols nus (susceptibles de contenir des habitations) sont tout d'abord extraites. La présence des « bâtiments potentiels » est ensuite obtenue grâce à la détection des ombres portées (les ombres des arbres sont éliminées). L'existence d'un réseau de pistes (extraction par détection de gradient) confirme ensuite la présence des bâtiments.

3.2.3 Une limite commune : la délimitation précise des contours de bâtiments

Dans le cas des classifications « par-pixel », le problème de la délimitation des contours de bâtiments est évident. Il est la cause principale du développement des méthodes présentées dans la section 3.6.2.2.2.

Dans le cas de l'approche « zonale » l'ensemble du processus de classification s'applique aux « régions ». La qualité finale des classifications est donc directement liée à la délimitation précise des « régions ». Cette dépendance à la qualité de la segmentation apparaît même comme un point faible de ce type d'approche, ceci d'autant plus que la forme est un critère majeur de discrimination des bâtiments. Ce critère ne peut s'appliquer efficacement que dans le cas où la forme des « régions » obtenues sur l'image correspond précisément à la forme des bâtiments.

Les méthodes basées sur l'extraction des contours se heurtent également au problème de l'extraction de limites précises appartenant effectivement aux bâtiments.

Il apparaît donc, si l'on en juge par cette revue (non exhaustive), que la délimitation précise des contours de bâtiments est un des problèmes majeurs rencontrés pour l'extraction du bâti à partir des images THRS.

Des solutions ont été proposées pour diminuer ce problème, différents exemples sont présentés ici.

La méthode implantée sur « e-cognition » offre par exemple la possibilité d'opérer des segmentations « multiéchelles » permettant de délimiter plus facilement les bâtiments de tailles différentes. Il est également possible de « forcer » la segmentation afin d'obtenir des régions plus compactes et/ou aux bordures plus rectilignes (Hofmann, 2003).

Segl and Kaufmann, (2001) proposent une segmentation multiseuils associée à un processus d'extraction basé sur la forme (*cf.* section 3.2.2.2.4).

Toujours dans l'objectif de limiter les problèmes de délimitation, Yoon *et al.*, (1999) utilisent une méthode de « segmentation active ». Ce type de segmentation utilise une « boucle fermée » qui se déforme sous l'influence d'une énergie interne et d'une énergie externe (utilisation du gradient) jusqu'à épouser au mieux les contours des objets à segmenter. Pour la segmentation du bâti, le modèle classique (« balloon ») a été adapté aux formes rectilignes. Cette segmentation est ensuite utilisée pour élaborer des hypothèses sur la présence des bâtiments.

Une autre méthode d'amélioration des contours est proposée par Shan and Lee, (2002). Dans une première phase, les bâtiments sont localisés à partir d'une classification par-pixel opérée sur les bandes multispectrales. La délimitation des contours est ensuite effectuée par segmentation de l'image panchromatique. La dernière phase consiste à réduire les erreurs de délimitation en affinant les contours vectorisés (redressement des lignes, élimination des angles irréalistes, élimination des « trous » internes).

La morphologie mathématique est également employée. Pesaresi *et al.*, (2001) proposent par exemple une méthode de segmentation morphologique qui, selon les auteurs, est bien adaptée à la segmentation de scènes complexes sur les images satellitaires THRS.

Sohn and Dowman(2001) proposent une approche originale dans laquelle les lignes extraites sont utilisées pour le partitionnement de l'image en unités homogènes.

On peut également citer les travaux de Flouzat *et al.*, (2005) qui opèrent tout d'abord une sur-segmentation de l'image. Des attributs mesurés sur les « sous-segments » sont ensuite utilisés pour optimiser la segmentation finale.

3.2.4 Synthèse

Différentes méthodes de détection des bâtiments à partir des images satellitaires THRS ont été présentées. Elles sont toutes relativement récentes et beaucoup donneront certainement lieu à des développements supplémentaires. Leur efficacité opérationnelle est difficile à évaluer. Il ressort toutefois que la **délimitation précise des contours des bâtiments** apparaît comme le problème

principal. Il semble donc que ce problème soit dû à des erreurs intrinsèques des images (mixels, perturbations du signal, confusion des signatures spectrales) identifiées à la section 1.2. Beaucoup de ces erreurs ne peuvent donc pas être traitées en amont du processus d'extraction, ce qui a mené différents auteurs à rechercher des améliorations méthodologiques. Des solutions sont donc proposées mais il reste, selon nous, beaucoup à faire.

L'objectif de ce travail est l'élaboration d'une méthode d'extraction du bâti. Nous avons choisi *a priori* une approche de type « zonale » basée sur une segmentation d'image. Les sections précédentes ont cependant montré des faiblesses dans la qualité des segmentations qui déterminent la qualité de l'ensemble du processus d'extraction. Ces remarques nous amènent donc à évaluer la qualité des segmentations dans l'objectif qui est le nôtre : l'extraction du bâti. Nous faisons ici l'hypothèse que cette évaluation pourra nous aider dans le choix de notre approche.

3.3 Evaluation de la qualité de méthodes de segmentation

3.3.1 Considérations générales

La segmentation est définie comme le processus de partitionnement de l'image en régions homogènes et indépendantes (Pal and pal, 1993). Selon cette définition, les « régions¹ » sont composées de plusieurs pixels montrant une homogénéité dans au moins une de leurs caractéristiques (niveau de gris, textures, etc.). Il existe des confusions terminologiques entre le partitionnement de l'image par les processus dits « par-pixel » et le partitionnement de l'image par les processus de segmentation. Les définitions précédentes permettent de cadrer l'utilisation du terme dans notre travail. La segmentation est souvent le premier traitement effectué en analyse d'image, elle constitue une étape essentielle des traitements (Zhang, 1996 ; Pal and pal, 1993) dont la qualité détermine en partie la qualité du reste des traitements.

Il existe un grand nombre de méthodes de segmentation. Pour les descriptions générales et revues des principales méthodes, le lecteur pourra se référer à (Pan, 1994 ; Pal and pal, 1993) ; il trouvera plus de détails dans (Cocquerez, 1995).

Si l'on se limite aux méthodes les plus classiquement utilisées² en télédétection, on peut distinguer deux grands types d'approches : l'approche « contours » qui s'intéresse aux zones de changements de l'image et l'approche « régions » qui s'intéresse aux zones homogènes.

Un point important à considérer est qu'il n'existe pas de méthodes idéalement adaptées à tous les types d'images et que pour une même image, les performances des méthodes peuvent varier en

¹ Le terme de « segment » présent dans la littérature sera ici considéré comme synonyme

² Nous ne tiendrons pas compte ici des autres approches (réseaux de neurones, approches floues...)

fonction du type d'application (Zhang, 1996 ; Pal and pal, 1993). Le choix de la méthode en fonction du type d'image et du type d'application est donc essentiel.

Pour être judicieux, le choix doit s'appuyer sur une évaluation qui soit la plus objective possible. Différentes méthodes d'évaluation ont été développées (Borsotti *et al.*, 1998 ; Beauchemin and Thomson, 1997 ; Zhang, 1996). Zhang (1996) distingue deux grandes catégories de méthodes d'évaluation : *les méthodes analytiques* et *les méthodes empiriques*. Les méthodes analytiques travaillent au niveau des algorithmes, elles analysent leurs principes et leurs propriétés sans tenir compte des résultats. Les méthodes empiriques jugent, quant à elles, la qualité des algorithmes à partir des résultats qu'ils produisent. Deux « sous-catégories » d'approches peuvent de nouveaux être distinguées à l'intérieur des méthodes empiriques : les approches par « *qualité intrinsèque*¹ » et celles par « *qualité comparée*¹ ». Les approches par « qualité intrinsèque » évaluent la qualité des segmentations à l'aide d'indicateurs effectuant des mesures sur le résultat de la segmentation (image segmentée). Le type de mesure effectué (uniformité des régions, contraste entre les régions, forme des régions...) est déterminé par l'utilisateur. Aucune image de référence n'est utilisée, c'est ici la qualité « intrinsèque » du résultat de la segmentation qui est évaluée. Les approches par « qualité comparée » s'appuient quant à elles sur la comparaison de l'image segmentée avec une segmentation « idéale » (image de référence). Ce type d'approche est le plus utilisé. Il requiert cependant l'existence d'une référence (vérité terrain). La figure 3.16 synthétise les liens entre les différents types d'approches (analytique, empirique par qualité intrinsèque et empirique par qualité comparée), les algorithmes et les images. Les éventuels prétraitements ou post-traitements ne sont pas intégrés dans la figure.

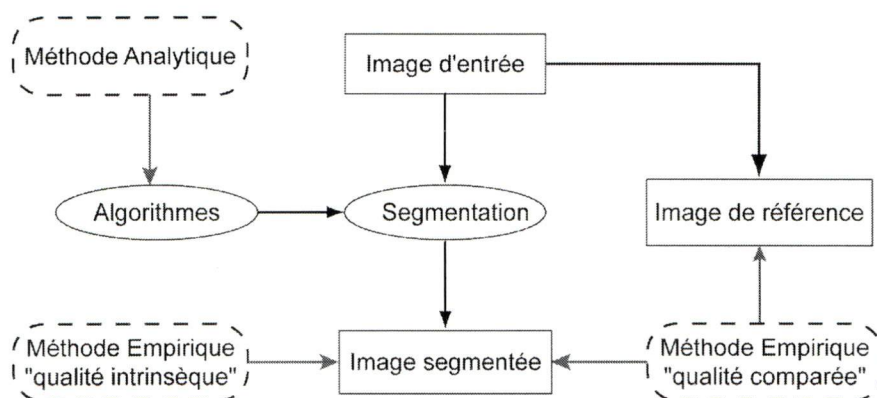


Figure 3.16 - Evaluation des méthodes de segmentation (modifié de Zhang, 1996)

Nous cherchons ici à évaluer la capacité de différentes méthodes de segmentation à délimiter les bâtiments à partir de la bande panchromatique d'une image Ikonos. Le choix de la bande

¹ Ces appellations sont respectivement la traduction libre des termes « goodness » et « discrepancy » employés par l'auteur.

panchromatique s'explique par sa résolution spatiale (1 m) qui permet une délimitation fine des contours des objets.

Le choix des méthodes à évaluer a été fait en fonction de leurs disponibilités et du fait qu'elles sont représentatives des approches « contours » et « région ».

Le choix de la méthode d'évaluation a été déterminé par deux facteurs. Premièrement, nous nous intéressons plus à la qualité finale des segmentations (relativement au type d'image et de problématique) qu'au type d'algorithme utilisé. Nous avons donc choisi une approche empirique. Deuxièmement, notre objectif final est l'extraction des bâtiments, c'est donc la correspondance entre les segments obtenus et la position réelle des bâtiments qui nous intéressent. L'existence d'une image de référence nous permet donc de choisir une méthode d'évaluation ***empirique par qualité comparée***. Nous utiliserons la technique basée sur la matrice de confusion qui permet, par recouvrement de l'image segmentée avec la vérité terrain, de calculer le taux de pixels bien classés. Cette évaluation se fera en plusieurs étapes qui seront détaillées dans les sections suivantes.

3.3.2 Méthodes de segmentation utilisées

Nous testerons ici trois méthodes de segmentation issues de deux algorithmes représentatifs des deux grands types d'approche en segmentation d'image. L'algorithme « *croissance de région* » disponible sur le logiciel « e-cognition » représentera l'approche « région ». Il sera utilisé avec et sans introduction de paramètres de forme, ce qui donnera lieu à deux méthodes. L'algorithme « *water-merge* » disponible sur le logiciel « SITi » (disponible sur <http://estritel.geo.usherb.ca>) représentera l'approche « contour ».

- Les principes généraux de la segmentation par « croissance de région » (implantée dans le logiciel e-cognition) sont les suivants. On introduit tout d'abord de manière aléatoire des germes dans l'image à partir desquels les pixels voisins sont agrégés en fonction d'un processus basé sur la maximisation de l'homogénéité spectrale et spatiale des segments. L'homogénéité spectrale est déterminée par la valeur spectrale moyenne des segments et l'homogénéité spatiale par leur degré de compacité ou de lissage. Sur e-cognition, la variation des différents critères permet d'obtenir des segmentations différentes (Hofman, 2003). Ainsi, pour cette analyse, nous distinguerons une méthode qui utilise uniquement l'homogénéité spectrale (pondération nulle pour les critères de forme) et une qui utilise au maximum l'homogénéité spatiale (pondération maximale pour les critères de forme).
- L'algorithme Water-Merge se décompose en deux phases. Une phase de segmentation (Watershed) et une phase de regroupement des segments (« merging »).

La segmentation Watershed s'intéresse aux zones de changement en considérant les niveaux de gris comme des altitudes. Elle recherche les minima de l'image (considérés comme des fonds de bassins versants) et simule ensuite un processus d'inondation à partir de chaque minimum. La jonction entre deux bassins versants se fera aux altitudes les plus fortes. Pour éviter ces jonctions l'algorithme crée des "barrages" que l'on considère comme des lignes de crêtes. Une fois le processus terminé, il ne reste donc que les lignes de crêtes (appelés lignes de partage des eaux) et le bassin versant. Cette méthode qui possède l'avantage de fermer automatiquement les contours mène souvent à des sur-segmentations.

La phase de regroupement permet de pallier le problème de sur-segmentation. Le regroupement s'opère à partir d'un seuillage effectué sur la moyenne des niveaux de gris des segments.

Les trois méthodes testées dans cette étude sont :

- une méthode water-merge (WM) ;
- une méthode croissance de région sans introduction d'un critère de forme (CRSF) ;
- une méthode croissance de région avec introduction d'un critère de forme (CRAF). Des poids identiques sont attribués aux critères compacité et de lissage.

Pour chacune des trois méthodes un paramètre permet de faire varier le seuil de regroupement des pixels et donc implicitement la taille des segments obtenus. Nous nommerons ce paramètre « paramètre de regroupement ». Ses valeurs ne sont pas comparables entre les différentes méthodes. Cependant, dans tous les cas, l'augmentation de ce paramètre aura pour effet d'augmenter la taille moyenne des segments et donc d'en diminuer le nombre.

3.3.3 Données utilisées et zone d'étude

Un extrait de l'image Ikonos support d'étude a été sélectionné en fonction de la représentativité des 141 bâtiments qui montrent des tailles, des formes, des orientations et des couleurs de toitures différentes (figure 3.17). Les données contenant les contours des bâtiments sont utilisées comme image de référence (figure 3.17). Elles proviennent du SIG de la municipalité de Sherbrooke. Elles sont géoréférencées et leur précision est inférieure à 0.2 mètres. L'extrait de l'image Ikonos a été corrigé géométriquement à partir de la référence.

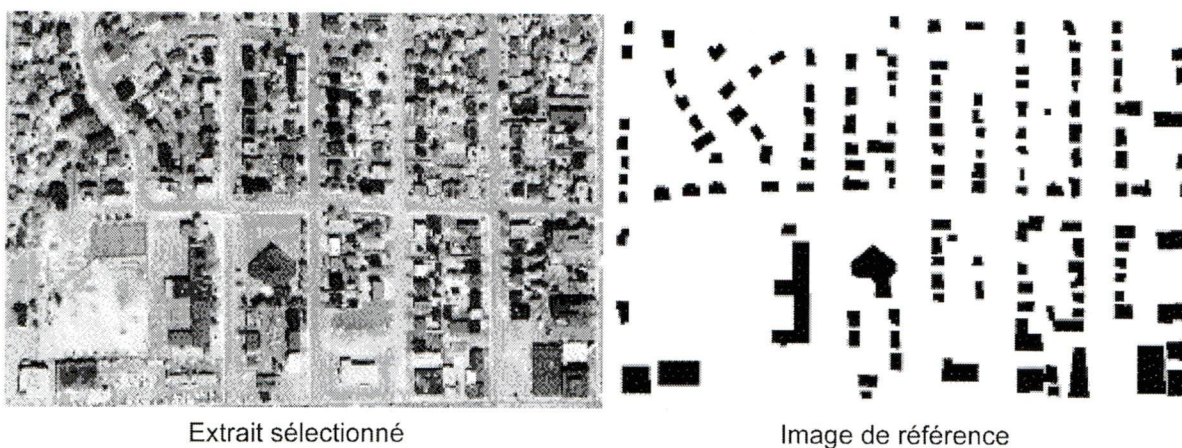


Figure 3.17 - Extrait d'image et référence utilisés pour l'évaluation

3.3.4 Impact du « paramètre de regroupement » sur le degré de correspondance entre segment et bâtiment

Nous avons vu précédemment que dans l'approche zonale, la correspondance entre segment et objet est essentielle puisqu'elle influence directement les résultats de la classification. Ainsi, les limites du ou des segments devront correspondre aux limites de l'objet. Cependant, si l'objet est représenté par un grand nombre de segments, il pourra être difficile à identifier et donc à classer. Il est de ce fait important d'évaluer la qualité à travers la relation objet /segment.

3.3.4.1 Méthodologie

La méthodologie employée consiste à superposer la vérité terrain aux résultats des segmentations pour calculer le taux de pixels bien segmentés. Ce taux correspond au nombre de pixels « appartenant » au bâtiment par rapport au nombre de pixels total du ou des segments représentant le bâtiment. Les différences entre ces deux valeurs sont dues aux erreurs de commission (pixels « débordant » des limites du bâtiment) et d'omission (cas des segments non considérés). Un segment n'est pas considéré quand plus de 60 % de sa surface ne correspond pas au bâtiment (segment « a » figure 3.18).

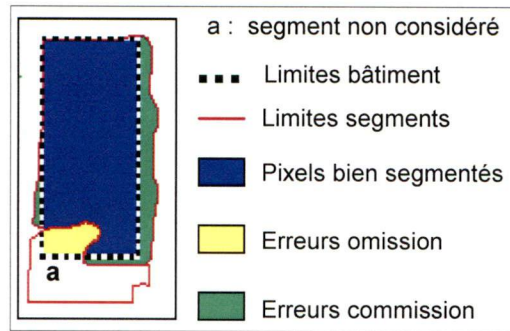


Figure 3.18 - Calcul du taux de pixels bien segmentés

3.3.4.2 Interprétation quantitative

Deux critères ont été choisis pour évaluer quantitativement le degré de correspondance entre objet et segment : le pourcentage de pixels bien classés et le nombre moyen de segments par bâtiment. La correspondance maximale correspond à un seul segment couvrant exactement la surface d'un bâtiment.

Les résultats présentés sur la figure 3.19 montrent une diminution du nombre de pixels bien segmentés correspondant à une augmentation des valeurs du « paramètre de regroupement » (traduisant une augmentation de la taille moyenne des segments). Ils s'expliquent aisément par le fait que plus les segments sont petits, moins il y aura de segments mixtes (comprenant une part de bâti et une part d'autre type d'occupation du sol).

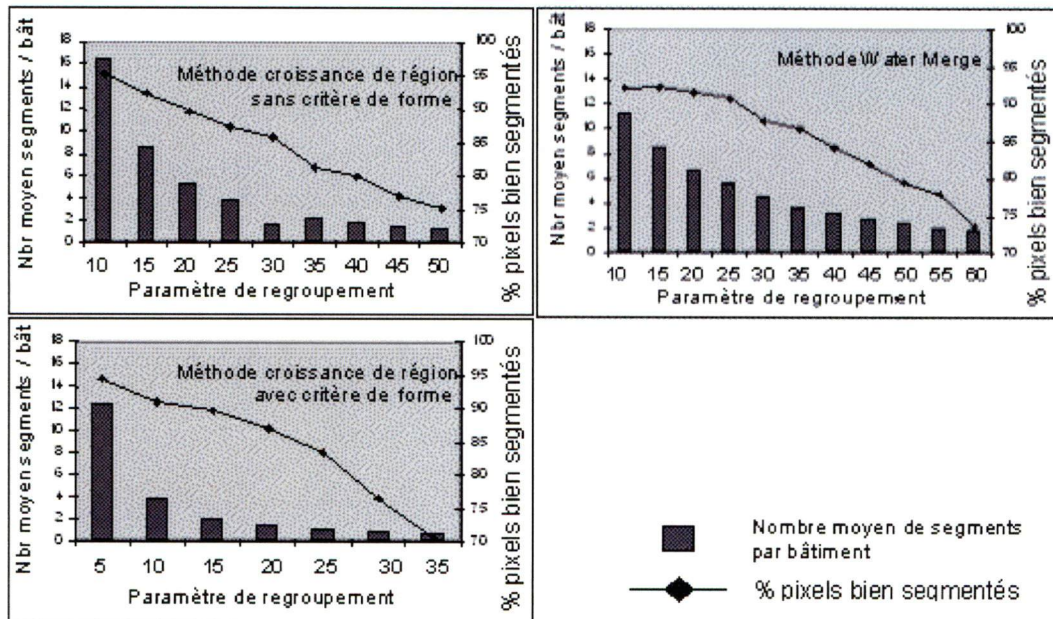


Figure 3.19 - Impact du « paramètre de regroupement » sur le pourcentage de pixels bien segmentés et le nombre moyen de segments par bâtiment

On observe également que l'introduction des critères de formes améliore sensiblement la qualité de la relation entre segment et objet. En effet, si l'on compare le nombre de segments pour chacune des trois méthodes à des valeurs seuils de pixels bien segmentés (75, 80 et 90 %) c'est toujours la méthode CRAF qui montre le plus petit nombre de segments.

3.3.4.3 Interprétation visuelle

Les résultats de la figure 3.20 montrent que, de manière générale, la correspondance entre objet et segment n'est pas maximale. Par exemple un taux de 90 % de pixels bien segmentés correspond, pour chacune des trois méthodes, à un nombre moyen de segments par objet bâti supérieur à 10. Les interprétations visuelles ont été conduites sur l'ensemble de l'image. La figure 3.20 illustre les résultats de segmentation pour un bâtiment (trois étapes de regroupements sont représentées).

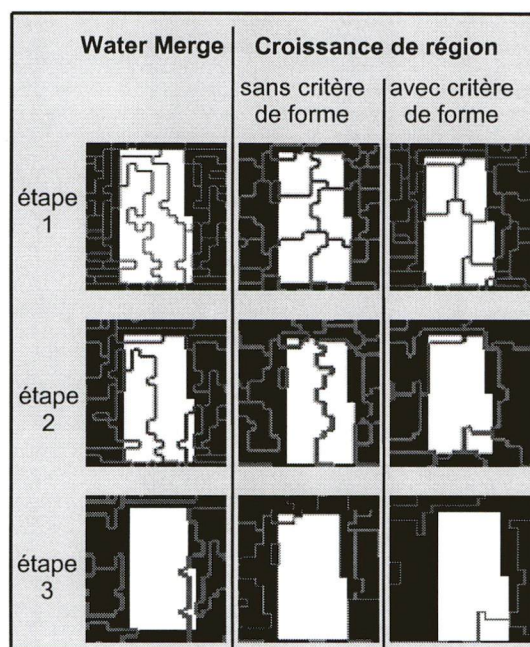


Figure 3.20 - Effet de la variation du paramètre de regroupement sur les résultats de segmentation

Les interprétations visuelles sont tout d'abord menées *individuellement pour chaque méthode*. On observe ici que, dans beaucoup de cas, les limites des segments ne correspondent pas aux limites des bâtiments, et ce, même pour le fait que les « sous-segments » ne correspondent pas obligatoirement à une réalité observable, constitutive d'un objet bâti (pan de toiture, perron, etc.).

Les interprétations ont ensuite été conduites *comparativement entre les méthodes* : chaque méthode produit des segments différents, ce qui illustre le manque de correspondance entre les segments et la réalité physique des pixels qui les composent (figure 3.20).

3.3.5 Analyse comparative de la répartition spatiale des pixels bien segmentés

L'objectif est ici de chercher si les bâtiments bien segmentés sont les mêmes d'une méthode à l'autre ou si, au contraire, il existe des différences.

3.3.5.1 Méthodologie

La méthodologie consiste à comparer la répartition spatiale des pixels bien segmentés par les différentes méthodes. Cette comparaison portera dans un premier temps sur l'ensemble de la zone d'étude puis sur chacun des bâtiments.

À cet égard, on compare le résultat des classifications montrant des taux de pixels bien segmentés équivalents (proches de 50 %). Afin de rendre plus rigoureuse l'analyse nous diminuons l'acceptation des erreurs de commission à 30 %, ce qui a pour effet de diminuer le pourcentage de pixels bien segmentés. Les caractéristiques des trois méthodes comparées sont présentées dans le tableau 3.2.

Tableau 3.2 - Caractéristiques des méthodes utilisées dans l'analyse

Méthode	Paramètre d'échelle	% de pixels bien segmentés	Nombre moyen d'objets par segment
CRSF	35	54,2	1,4
CRAF	20	55,8	1,3
WM	45	55,2	1,6

Avec : CRSF : croissance de région sans utilisation de critère de forme ; CRAF : croissance de région avec utilisation de critère de forme et WM : Water merge

À partir de ces trois nouvelles classifications, nous considérons trois ensembles (E_1 , E_2 , E_3) contenant les pixels bien segmentés par chacune des trois méthodes (respectivement CRSF, CRAF et WM). Nous calculons ensuite sur l'ensemble de la zone d'étude :

- la moyenne des taux de pixels bien segmentés par chacune des méthodes ;
- le nombre de pixels bien segmentés par les trois méthodes (intersection entre les trois ensembles : $E_1 \cap E_2 \cap E_3$) ;

- le nombre de pixels bien segmentés par au moins une des méthodes (union des trois ensembles : $E_1 \cup E_2 \cup E_3$).

L'analyse à l'échelle du bâtiment consiste uniquement à comparer, pour chacun des 141 bâtiments, le taux de pixels bien segmentés obtenu par chacune des trois méthodes.

3.3.5.2 Résultats et interprétations

- Résultats à l'échelle de la zone d'étude : Le tableau 3.3 résume les résultats. Il montre que le pourcentage moyen de pixels bien segmentés (55 %) est supérieur de 18,1 % par rapport au pourcentage de pixels segmentés par les trois méthodes (36,9 %). Ceci traduit des écarts dans la répartition spatiale des pixels bien segmentés par les différentes méthodes.

Il découle de ces différences de répartition spatiale une complémentarité entre les méthodes. Cette complémentarité se traduit par la forte valeur du taux de pixels bien segmentés par au moins une méthode (74 %).

Tableau 3.3 - Calcul des écarts de répartition spatiale de pixels bien segmentés

	E_1 (CRSF)	E_2 (CRAF)	E_3 (WM)
% de pixels bien segmentés par chacune des méthodes	54,2	55,8	55,2
% moyen de pixels bien segmentés	55		
% pixels bien segmentés par les trois méthodes ($E_1 \cap E_2 \cap E_3$)	36,9		
% pixels bien segmentés par au moins une méthode ($E_1 \cup E_2 \cup E_3$)	74		

- Résultats à l'échelle du bâtiment : Les différences de répartition spatiale des pixels bien segmentés se traduisent par des écarts importants de ces mêmes valeurs. La figure 3.21 illustre ces écarts (1 à 100 %) pour un échantillon de dix bâtiments représentatifs. Chaque méthode se montre tour à tour plus performante.

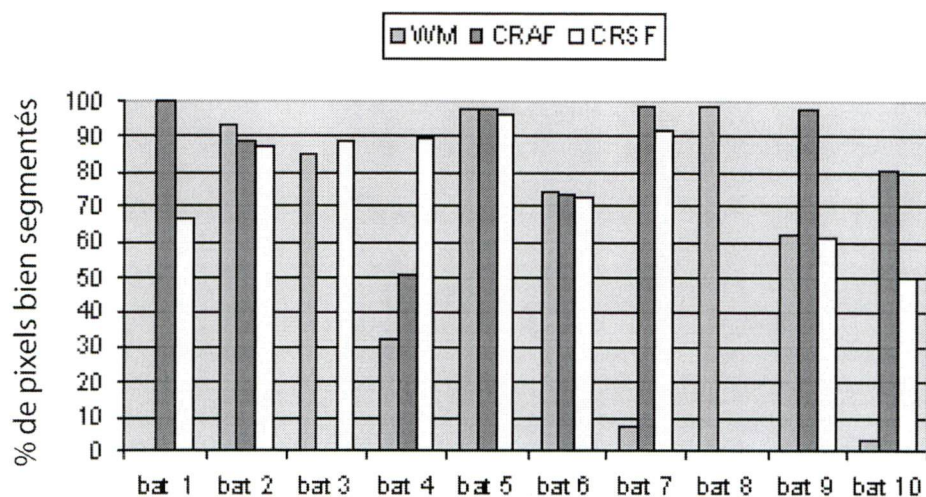


Figure 3.21 - Taux de pixels bien segmentés (%) pour chacun des bâtiments par chacune des méthodes (échantillon de 10 bâtiments).

Afin d'illustrer différemment ces écarts, nous avons reporté dans le tableau 3.4, le nombre de bâtiments montrant un taux de pixels bien segmentés supérieur à 70 %, et ce, pour tous les cas de figure possible. Par exemple, on observe dans la ligne « E » que 8 des 141 bâtiments ont été « bien segmentés » (taux \geq à 70 %) par les méthodes « CRAF » et « WM », mais « mal segmenté » par la méthode « CRSF ».

Tableau 3.4 - Nombre de bâtiments montrant un taux de segmentation supérieur à 70 %

	Méthodes montrant des taux de pixels bien segmentés \geq à 70 %			Nombre de bâtiments
	CRAF	CRSF	WM	
A	X			8
B		X		15
C			X	8
D	X	X		8
E	X		X	8
F		X	X	9
G	X	X	X	27
H				58
	TOTAL			141

Le tableau 3.4 montre tout d'abord qu'un nombre important de bâtiments est segmenté de manière similaire par les 3 méthodes. Ainsi, 27 bâtiments sont « bien segmentés » (taux \geq à 70 %) par les 3 méthodes (ligne « G ») et 58 bâtiments sont « mal segmentés » par les trois méthodes (ligne « H »). Ceci montre l'importance de la « qualité de représentation » des bâtiments sur l'image dans la qualité finale des segmentations. On observe également que tous les cas de figure sont représentés par au moins 8 bâtiments. Ces écarts peuvent cette fois être attribués aux différences « analytiques » (principes et propriétés des algorithmes) existant entre les méthodes.

3.3.6 Recherche des caractéristiques explicatives

L'objectif est ici de rechercher les causes des différences constatées dans la section précédente.

3.3.6.1 Méthologie

La méthodologie consiste à mettre en relation les taux de pixels bien classés pour chacun des 141 bâtiments avec certaines de leurs caractéristiques.

3.3.6.1.1 Sélection des caractéristiques

Deux grands groupes de caractéristiques sont considérés : celles qui concernent les bâtiments et celles qui concernent les pixels représentatifs des bâtiments.

- ***Les caractéristiques spatiales propres aux bâtiments*** : elles sont obtenues à partir de l'image de référence (vérité-terrain). Elles donnent des indications sur la forme et l'orientation des bâtiments (les informations sur la taille des bâtiments ont été exclues, car elles étaient fortement corrélées avec le nombre de segments par bâtiment, ce qui tronquait les interprétations). Les attributs finalement retenus sont : le rapport longueur/largeur ; la compacité ; l'asymétrie et la direction principale (pour les détails sur le calcul de ces attributs se référer à (e-Definiens, 2002).
- ***Les caractéristiques des groupes de pixels représentatifs des bâtiments***. Deux types d'informations seront distingués : des informations sur le bâtiment et des informations sur leurs contours. Les informations sur les bâtiments sont la moyenne et l'écart-type des niveaux de gris des pixels correspondant à la toiture (figure 3.22), elles sont extraites de l'image originale. Les informations sur les contours des bâtiments sont la moyenne et l'écart-type des valeurs de contour. Elles sont extraites d'une image contenant les valeurs de contours (filtrage « sobel » multidirectionnel) sur la zone de transition entre le bâtiment et son entourage proche (figure 3.22).

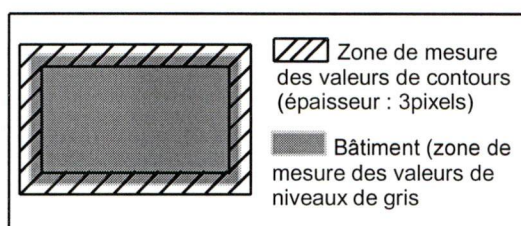


Figure 3.22 - Zone de mesure des caractéristiques spectrales et des valeurs de contours.

3.3.6.1.2 Choix de la méthode

La méthode choisie pour rechercher les caractéristiques explicatives est l'analyse discriminante (considérée uniquement sous l'aspect descriptif). L'analyse discriminante part de la connaissance de la partition en classes des individus d'une population et cherche les combinaisons des variables décrivant les individus qui conduisent à la meilleure discrimination entre les classes (ici les caractéristiques sélectionnées).

3.3.6.1.3 Classification des bâtiments

L'analyse discriminante nécessite l'introduction d'une répartition en classe. Des classes de bâtiments ont donc été établies en fonction de leur taux de pixels bien segmentés (par chacune des trois méthodes, puis par les trois méthodes simultanément). Le regroupement en classe a été opéré sur les 141 bâtiments par la méthode « isodata », le nombre de classes a été fixé à 5 (la classe 1 correspond aux faibles taux de pixels bien segmentés et la classe 4 aux forts taux). Le tableau 3.5 illustre le regroupement en classe pour 6 bâtiments représentatifs des différentes classes.

Tableau 3.5 - Affectation par classe en fonction du taux de pixels bien segmentés.

	% pixels bien segmentés			Classes correspondantes			
	CRSF	CRAF	WM	CRSF	CRAF	WM	3 methodes
1	97	98	89	5	5	5	5
2	57	0	28	4	1	3	2
3	0	0	0	1	1	1	1
4	63	100	0	4	5	1	4
5	86	84	0	5	5	1	4
6	0	71	17	1	5	2	3

avec CRSF : croissance de région sans forme ; CRAF : croissance de région avec forme ; WM : Water-Merge

L'ensemble de la démarche méthodologique consiste donc à introduire dans l'analyse discriminante les caractéristiques calculées sur les bâtiments et les classes représentant les taux de pixels bien segmentés. L'objectif est l'obtention des caractéristiques discriminantes pour la répartition en classe (figure 3.23).

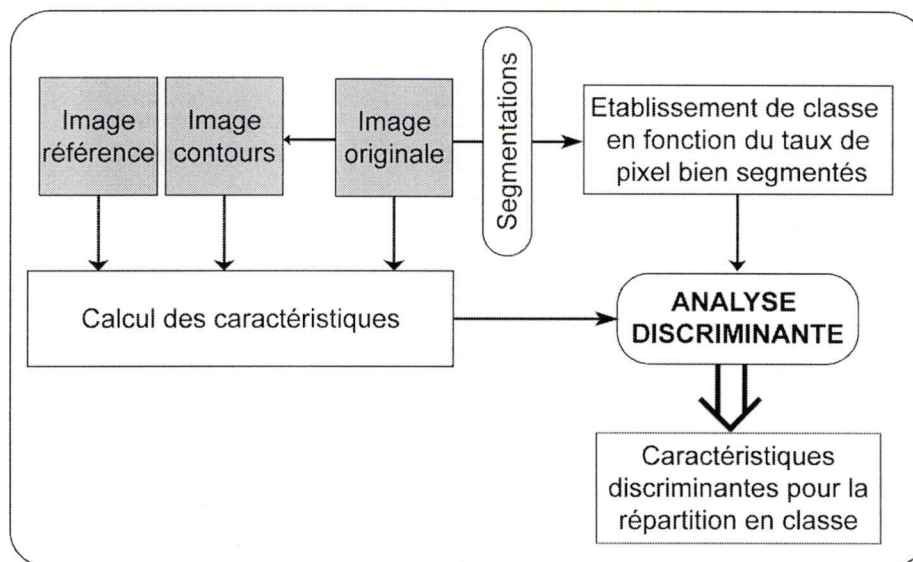


Figure 3.23 - Illustration de la démarche méthodologique

3.3.6.1.4 Résultats et interprétations

Les interprétations doivent être conduites avec prudence. Dans un souci de simplification nous considérons uniquement trois degrés de « discrimination » établis à partir des résultats de l'analyse discriminante (0 : non discriminant ; 1 : relativement discriminant, 2 : très discriminant).

- Caractéristiques des bâtiments : il ressort en premier lieu qu'aucune des caractéristiques correspondant aux bâtiments (calculée à partir de la vérité terrain) n'est discriminante. Deux hypothèses explicatives peuvent être avancées : l'absence de correspondance directe entre bâtiment et segment ainsi que les similitudes de forme entre les différents bâtiments.
- Caractéristiques des pixels représentatifs des bâtiments : les résultats concernant les pixels représentatifs des bâtiments sont résumés dans le tableau 5.

Tableau 3.6 - Caractéristiques conduisant à la meilleure discrimination

	CRSF	CRAF	WM	3 méthodes
Moyenne niveaux de gris	0	0	0	1
Écart-type niveaux de gris	0	2	2	2
Moyenne contours	0	2	1	2
Écart type contours	0	1	0	1

On peut faire sur le tableau 3.6 les observations suivantes :

- pour la méthode croissance de région sans critère de forme (CRSF), aucune caractéristique ne semble discriminante ;
- pour la méthode croissance de région avec critère de forme (CRAF), l'écart-type des niveaux de gris et celui des contours apparaissent les plus discriminants. On fait ici l'hypothèse que l'introduction du critère est plus efficace dans les cas où le bâtiment montre des contours relativement constants sur l'ensemble de son périmètre ;
- pour la méthode Water Merge c'est l'écart-type des niveaux de gris qui apparaît comme le plus discriminant. Ce résultat s'explique par le procédé de regroupement des « sous-segments » qui est basé sur les valeurs moyennes de niveau de gris ;
- pour la classification issue de l'ensemble des trois méthodes, l'écart-type des niveaux de gris et la moyenne des contours apparaissent nettement discriminants ;

Ces résultats sont conformes à nos attentes, les bâtiments montrant des niveaux de gris homogènes et des contours marqués sont ceux qui sont le mieux segmentés par l'ensemble des méthodes. Comme nous l'avons signalé précédemment, les interprétations sont délicates et les résultats doivent être considérés avec prudence. On peut cependant extraire de ces différentes observations deux points principaux. Premièrement, les caractéristiques qui concernent les bâtiments ne semblent pas influencer les résultats des segmentations, ce qui met bien en valeur, à l'échelle de notre analyse, le manque de correspondance entre objet et segment. Deuxièmement, le niveau de discrimination des caractéristiques spectrales (moyenne et écarts-types des niveaux de gris et des contours) diffère en fonction des méthodes. Ceci explique en partie les différences observées dans la répartition spatiale des pixels bien segmentés.

3.3.7 Synthèse

Cette étude avait pour objectif d'évaluer la qualité de la segmentation des bâtiments à partir de la bande panchromatique d'une image Ikonos. Le cadre restreint de cette analyse ne permet pas de généraliser les résultats. Il ressort cependant des observations intéressantes.

Tout d'abord, la correspondance entre objet et segment *est loin d'être « idéale »* ce qui apparaît comme une limitation de l'approche « zonale ». Les résultats obtenus nous amènent à remettre en cause l'utilisation d'une méthode segmentation. Ceci d'autant plus que la méthode de segmentation issue de e-cognition qui a été testée ici apparaît comme la plus performante dans une étude menée sur la comparaison de différentes méthodes de segmentation (Neubert and Meinel, 2003)

Ensuite, les différentes méthodes, appliquées à la même image dans les mêmes conditions donnent *des résultats différents* qui peuvent être considérés comme complémentaires. De plus, des différences existent pour une même méthode en fonction des valeurs de paramètres de segmentation. Ce point constitue une limite importante à la généralisation des méthodes. On peut penser en effet que pour optimiser les performances, un changement d'image doit s'accompagner de nouveaux « calages » des paramètres de segmentation et ainsi limiter les possibilités de généralisation.

Enfin, la recherche des facteurs explicatifs a mis en avant les écarts dans l'influence de deux principaux attributs sur les résultats des segmentations : *l'écart-type des niveaux de gris* (traduisant l'homogénéité spectrale de la toiture) et les *valeurs moyennes des contours* (traduisant les écarts de niveaux de gris entre les bâtiments et leur entourage)

D'une manière générale, il ressort qu'aucune des méthodes de segmentation appliquées à la bande panchromatique ne délimite précisément l'ensemble des bâtiments.

3.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré aux analyses préliminaires de l'élaboration d'une méthode d'extraction du bâti à partir des images THRS.

Après avoir défini le type de données à utiliser (« mono-image » sans utilisation de données collatérales), nous avons évalué la qualité de l'image Ikonos de Sherbrooke afin de juger de l'opportunité de l'utiliser comme support pour notre recherche. Il est apparu que la qualité de l'image était *a priori* adaptée à l'extraction des bâtiments.

La mise en avant des limites de l'utilisation de la seule dimension spectrale nous a conduit à envisager l'utilisation d'autres attributs, en particulier des attributs spatiaux. Afin de nous guider dans notre choix, nous avons réalisé une revue des méthodes existantes. Il en est ressorti une

variété dans les approches proposée mais également une limite commune : la délimitation précise des bâtiments. Ce dernier point nous a finalement conduit à estimer la capacité de deux méthodes de segmentation à délimiter les bâtiments.

Les résultats obtenus ne sont pas, selon nous, suffisants pour qu'une segmentation par l'une ou l'autre des méthodes testées constitue la première étape d'un processus d'extraction des bâtiments. Cette conclusion est appuyée par le fait que les résultats des segmentations semblent dépendre en partie du calage des paramètres, ce qui apparaît comme une limite à la généralisation des méthodes.

Face à ce constat, deux possibilités s'offrent à nous. Soit nous recherchons une méthode de segmentation plus performante, en profitant par exemple de la complémentarité de différentes approches, soit nous développons une méthode qui n'utilise pas la segmentation.

Notre choix s'est porté vers la seconde solution, à savoir le développement d'une méthode d'extraction du bâti qui n'utilise pas de segmentation. La présentation de cette méthode fera l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 4

ÉLABORATION ET DEVELOPPEMENT D'UNE METHODE D'EXTRACTION DU BATI A PARTIR D'IMAGES THRS

Introduction

Le premier chapitre de ce travail a traité de l'expansion spatiale urbaine, en particulier dans le cadre de la métropolisation. Les processus et les formes résultantes ont été étudiés. Des besoins en données spatiales à intégrer aux outils de gestion et de planification ont été identifiés.

Le second chapitre a abordé l'utilisation de la télédétection comme outil d'acquisition de données spatiales. Il a mis en avant le potentiel des images THRS, mais aussi les problèmes d'interprétation générés par la diminution de la résolution spatiale.

Dans le troisième chapitre, l'analyse de la qualité de l'image a tout d'abord confirmé le potentiel des images THRS pour l'identification des bâtiments. Une revue des méthodes existantes a ensuite permis d'analyser les différentes approches proposées et d'en identifier la principale limite : la délimitation précise des bâtiments. Ce dernier point nous a finalement incité à évaluer la qualité de deux méthodes de segmentations dans un objectif d'extraction des bâtiments.

L'ensemble de la démarche présentée précédemment nous conduit à ce qui constitue le cœur de notre travail : le développement d'une méthode d'extraction du bâti à partir d'images satellitaires THRS. À cet égard, nous proposons dans un premier temps une formalisation rigoureuse de notre objectif. Cette formalisation permettra d'élaborer les principes théoriques puis la méthodologie de notre approche. Une première estimation des résultats nous conduira à améliorer la méthode, ce qui donnera lieu à une deuxième phase de développement comportant elle-même des aspects théoriques et pratiques.

4.1 Formalisation des objectifs

Rappelons tout d'abord que l'augmentation des besoins en information spatiale sur les milieux urbains associée à l'apparition des images satellitaires THRS ont suscité un regain d'intérêt pour les méthodes automatiques d'extraction d'objets. La disponibilité des données à l'échelle de la planète, les délais, les coûts d'acquisition et les possibilités d'interprétations offertes ont en effet généré de fortes attentes en matière de cartographies urbaines.

Il existe aujourd'hui un grand nombre de méthodes d'extraction. Elles ne travaillent pas toutes à partir du même type d'images et ne s'appliquent pas toutes au même type de bâtiments. Les approches méthodologiques sont également très variées. Certaines méthodes d'extraction conservent la classification « par-pixel » comme base méthodologique, d'autres opèrent à partir de l'extraction de primitives, d'autres encore combinent, à des degrés divers, ces deux approches.

Cette variété de supports et d'approches méthodologiques nous incite à formaliser le plus rigoureusement possible nos objectifs, ceci afin d'y répondre au mieux. Cette formalisation fera

l'objet de cette section. Nous distinguons deux catégories d'objectifs : les objectifs opérationnels et les objectifs méthodologiques.

4.1.1 Formalisation des objectifs opérationnels

L'opérationnalité des méthodes d'extraction d'objets présentées dans la littérature est encore limitée (Baltasavias, 2004 ; Guidon, 1997). Dans la majorité des cas, les méthodes à vocation opérationnelle utilisent au minimum des images stéréoscopiques, voire des informations collatérales. Il s'agit le plus souvent de fonctions spécifiques, intégrées à des systèmes de traitements plus complexes de l'information géographique qui sont le fruit de collaborations entre différents organismes (Baltasavias, 2004). Un des problèmes majeurs de l'applicabilité de ces méthodes reste le niveau de résultats et surtout leurs évaluations (Baltasavias, 2004 ; Guidon, 1997). Il semble donc, aux vues de l'existant que la mise en place d'un système d'extraction automatique des bâtiments totalement opérationnel n'est pas aujourd'hui réaliste. Cela reste néanmoins un objectif vers lequel il faut tendre.

L'opérationnalité est donc pour nous un objectif « idéal » qui doit guider la construction de la méthode. En considérations de cela, nous nous plaçons ***dans l'hypothèse « idéale » du développement d'une méthode opérationnelle.*** À partir de ce constat, différents sous-objectifs peuvent être formalisés.

Rappelons que le choix du support (images satellitaires THRS) a déjà été justifié par les caractéristiques de ces images, en particulier la résolution spatiale ainsi que par les délais, les coûts d'acquisition et les possibilités de revisite. Nous avons choisi, dans un souci de généralisation et de réduction des coûts de n'utiliser que des « mono images » sans utilisation d'informations collatérales.

Il existe sur le marché différentes catégories d'images THRS, la méthode développée ***doit être applicable au plus grand nombre*** d'entre elles.

Les besoins en informations spatiales pour les milieux urbains existent sur l'ensemble du globe. La composition des milieux urbains est très hétérogène en terme de type de bâtiments (taille, type de toiture), et ce, à l'intérieur d'un même type de villes comme entre les différents types de villes. La méthode développée doit donc être capable de gérer au mieux cette hétérogénéité ***en s'appliquant à une gamme de bâtiments la plus large possible.***

Dans l'hypothèse d'une opérationnalité de la méthode, il faut prendre en compte le fait que les utilisateurs finaux ne sont pas forcément experts en télédétection. Ceci implique différents sous-objectifs liés à la simplicité d'utilisation. La méthode doit tout d'abord s'appliquer aux différents types d'images et de bâtiments le plus automatiquement possible, ce qui implique un ***nombre minimum de paramètres de contrôle.*** De plus, pour éviter au maximum une utilisation

« presse bouton », la signification de ces paramètres doit être compréhensible par l'utilisateur, ce qui implique une **conception théorique la plus simple possible** (ce point sera développé dans la section consacrée aux objectifs théoriques).

La place de l'intervention humaine doit également être réfléchie. En principe, **elle doit être minimale. Les types et la « chronologie » des interventions humaines doivent de plus être clairement identifiés** (Baltsavias, 2004). ceci afin de guider au mieux l'opérateur dans un souci de maximisation des résultats.

4.1.2 Formalisation des objectifs méthodologiques

La revue des méthodes, présentée à la section 3.2.3 a montré, une grande variété dans les approches méthodologiques. Les méthodes classiques, basées sur les signatures spectrales paraissent inadaptées à la détection des objets sur les images THRS. La majorité des autres approches proposées suivent toutes une démarche dans laquelle on distingue :

- une phase d'extraction de primitives (lignes, zones homogènes, classes spectrales...) à partir de l'image originale ;
- une phase d'étiquetage dans laquelle les attributs des primitives sont mesurées et stockées dans une banque de données ;
- une phase de reconstruction des formes caractéristiques des bâtiments. Cette reconstruction est plus ou moins complexe. Il peut s'agir par exemple de la reconstruction des bâtiments à partir des lignes extraites ou plus simplement du lissage des contours des segments. Dans le cas de l'approche zonale, les phases d'extraction et de reconstruction ne sont pas clairement distinctes. La reconstruction est soit absente soit intégrée à la phase d'extraction (introduction d'indice de forme dans la segmentation, délimitation active des contours....) ;
- une phase de détection qui utilise des règles établies à partir de connaissances *a priori* sur les caractéristiques des bâtiments pour détecter parmi toutes les entités « reconstruites » celles qui sont effectivement des bâtiments. Cette détection utilise les attributs des primitives (ou groupe de primitives) et peut s'opérer selon différentes méthodes qui peuvent être combinées (accumulation d'évidences, formalisation de règles d'appartenance, etc.).

Dans cette démarche, **seule une extraction efficace menant à une reconstruction précise permet une détection performante**. Il a été montré cependant, dans la section 3.2, que sur les images THRS, l'extraction des primitives ne permettait pas toujours de reconstruire précisément les bâtiments.

Deux principales limites méthodologiques ont donc été identifiées : l'utilisation des signatures spectrales pour les approches « par-pixel » et la délimitation précise des objets pour les approches

« zonales ». Des solutions ont été présentées pour limiter ces problèmes (amélioration des détections de segmentation, d'extraction de contours, etc.), mais le « fond » des approches est plus rarement remis en cause.

Face à ce constat, nous définissons comme objectif méthodologique de développer une approche qui pourrait *s'affranchir de l'utilisation des signatures spectrales comme de la contrainte de l'extraction de primitives et de la reconstruction des formes caractéristiques*.

La formalisation des objectifs opérationnels a par ailleurs mis en avant un souci de généralisation et de simplicité d'utilisation (application à différents types de bâtiments, nombre limité de paramètres, clarté de leur signification, etc.). Ceci va de pair, selon nous, avec la simplicité de l'approche proposée.

À partir de là, nous définissons le dernier objectif méthodologique comme le développement d'une méthode basée sur une construction théorique *la plus simple possible*.

4.1.3 Synthèse

Nous proposons ici une brève synthèse de l'ensemble des objectifs dégagés. Rappelons que ces objectifs ont été définis dans l'hypothèse « idéale » du développement d'une méthode opérationnelle.

La méthode développée doit être applicable *à différents types d'images THRS* ainsi qu'à une *gamme de bâtiments la plus large possible* et ce *dans différents types de villes*. Son application doit donc être la plus généralisable possible.

La méthode est destinée à des utilisateurs non experts en télédétection. Ceci implique selon nous un *nombre minimum de paramètres de réglages* (ce qui facilite la généralisation) ainsi qu'une *définition précise des tâches de l'opérateur et des tâches automatisées*.

Finalement, pour contourner les limitations méthodologiques précédemment identifiées, la méthode développée doit *s'affranchir de l'utilisation des signatures spectrales comme de la contrainte de l'extraction de primitives et de la reconstruction des formes caractéristiques*. Sa conception doit de plus être *la plus simple possible*.

4.2 Principes théoriques

Cette section présente les principes théoriques de l'approche choisie. Ces principes ont été établis à partir des objectifs précédemment formulés. Ils se basent également sur l'analyse de la qualité de segmentation (chapitre 2) qui a fait ressortir deux principaux facteurs discriminants : les faibles variations des niveaux de gris sur la toiture (quantifiées par l'écart-type des niveaux de

gris) et l'existence marquée de contours. Ces deux facteurs sont liés à la variation des niveaux de gris de l'image et donc à sa texture¹.

Au niveau textural, un bâtiment peut ainsi être considéré comme un groupe de pixels de niveaux de gris relativement homogènes montrant une variation significative des niveaux de gris sur une partie minimum de son contour (sinon il n'est pas différentiable de son entourage). Des critères de taille et de forme doivent de plus être respectés.

Un bâtiment peut donc être formalisé comme suit : ***un groupe de pixels de taille et de forme spécifique montrant une faible variation des niveaux de gris à l'intérieur de la zone correspondant à la toiture et une forte variation des niveaux de gris de la zone correspondant à la transition entre le bâtiment et son entourage proche.***

La figure 4.1 propose une représentation de cette formalisation théorique sur laquelle figure le bâtiment sur l'image (à gauche) et la variation des niveaux gris de l'image (à droite). Par simplification l'environnement du bâtiment est considéré comme totalement homogène et spectralement discriminé du bâtiment.

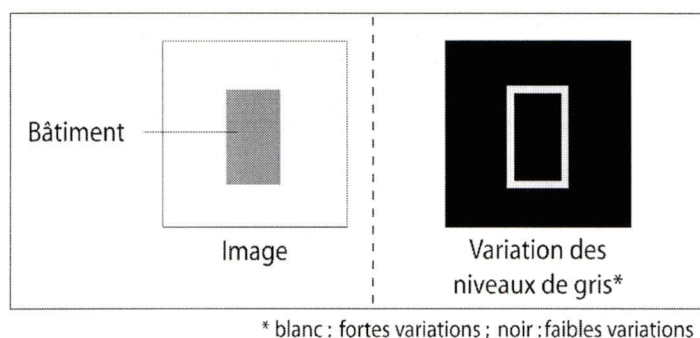


Figure 4.1 - Formalisation textural d'un bâtiment : cas idéal

Cette représentation théorique est simplificatrice. Elle n'intègre pas l'éventuelle absence de variation de couleurs sur certaines parties du contour (confusion entre la toiture et une partie de son entourage) ou, au contraire, la présence de variations locales dans la zone de la toiture (pans de toiture d'orientations différentes, présence de cheminée, etc.). Ces éventuelles perturbations sont cependant prises en compte dans la formalisation qui considère les variations globales sur l'ensemble de chacune des deux zones. Ainsi, la présence d'une cheminée ou des écarts de couleurs entre les deux pans d'une toiture² provoqueront une forte variation locale sur quelques pixels. La valeur des variations sur l'ensemble de la toiture restera cependant faible (figure 4.2).

¹ Selon le CCT (2005), la texture désigne « la fréquence de variation et la disposition des nuances de gris ou des teintes ».

² Ces écarts peuvent être dus par exemple à des écarts d'éclairement reçu dû à des inclinaisons différentes, ou à des changements de types de tuiles.

De même, si un des côtés de l'entourage du bâtiment ne montre pas de fortes variations de niveaux de gris avec son environnement, mais que les autres côtés sont nettement distingués, la variation de l'ensemble de la « zone de contour » restera significative. La figure 4.2 illustre les différents cas de figure.

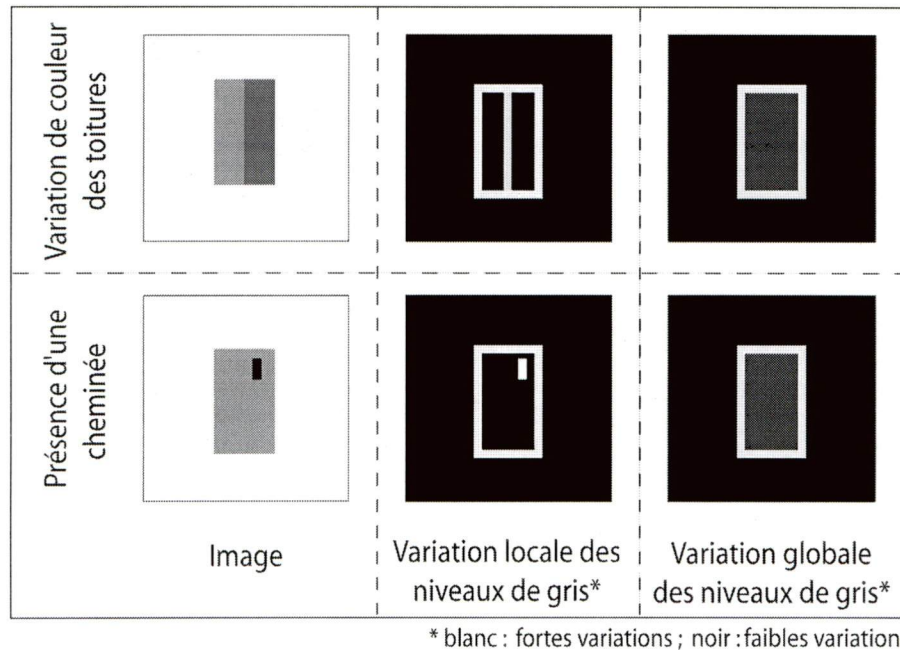


Figure 4.2 - Formalisation textural d'un bâtiment : présence de perturbations

Cette formalisation des bâtiments sur une image THRS nous permet de faire l'hypothèse suivante : ***la prise en compte conjointe des variations locales des niveaux de gris sur la zone de la toiture et sur le contour des bâtiments est un facteur discriminant qui peut être utilisé pour détecter la présence d'un bâtiment sur une image THRS.***

Les éléments contenus dans cette hypothèse ne sont pas *a priori* particulièrement originaux. Beaucoup des méthodes présentées dans la section 3.2 se basent en effet, plus ou moins directement, sur les variations locales de niveaux de gris pour extraire les primitives. Les méthodes travaillant à partir de l'extraction de contours utilisent par exemple ces variations pour identifier les contours des bâtiments. Celles travaillant à partir de segmentation utilisent quant à elles plus ou moins implicitement des seuils de variations de niveaux de gris pour délimiter les segments. La « prise en compte conjointe » se retrouve implicitement dans les méthodes de segmentation « hybrides » qui utilisent simultanément les approches « contours » et « région ». Ces éléments ne servent cependant qu'à l'extraction des primitives. Ils sont rarement utilisés pour la phase d'identification.

L'originalité de notre approche tient donc, non pas aux éléments contenus dans cette hypothèse, mais à la manière de les utiliser pour identifier les bâtiments. Rappelons qu'au niveau

méthodologique nous avons comme objectif de nous affranchir de l'utilisation des signatures spectrales comme de la contrainte de l'extraction de primitives et de la reconstruction des formes caractéristiques.

Dans notre approche on s'affranchit de l'utilisation des signatures spectrales à travers ***l'utilisation des variations des niveaux de gris***. Ces variations concernent en effet les écarts relatifs entre les valeurs spectrales et non pas les valeurs elles-mêmes.

Il reste alors à s'affranchir de l'extraction de primitives et de la reconstruction des formes caractéristiques. Dans la plupart des méthodes présentées, l'extraction des primitives se fait à partir des caractéristiques de l'image et a pour objectif la recherche (plus ou moins directe) de formes spécifiques. Nous proposons quant à nous ***de partir de formes « spécifiques », préalablement définies pour rechercher à l'intérieur de ces dernières des caractéristiques distinctives des bâtiments***. Ces caractéristiques concernent bien entendu la variation des niveaux de gris. Ceci implique une formalisation simplifiée des formes et des taille de bâtiments. Ce point sera traité en détail ultérieurement. On peut d'ores et déjà préciser que la méthode se limitera à des formes carrées ou rectangulaires.

Les principes théoriques de notre approche sont maintenant définis. Ceci nous autorise à mettre en place la méthodologie de notre approche.

4.3 Méthodologie

La mise en place de la méthodologie est complexe, elle se fera en plusieurs étapes. Dans une première étape, nous définirons les « éléments méthodologiques de base », c'est-à-dire ceux qui sont liés au « cœur théorique » de notre approche. Cette définition nous permettra ensuite de valider notre hypothèse avant d'aller plus en avant dans les développements méthodologiques.

4.3.1 Définitions des « éléments méthodologiques de base »

Nous choisissons, dans un premier temps, la ou les variables de quantification des variations de niveaux de gris à partir desquelles nous construirons un paramètre de mesure. Nous définirons ensuite formellement les zones sur lesquelles s'appliqueront les mesures.

4.3.1.1 Choix des variables de quantification

L'objectif est la quantification des variations de niveaux de gris. Il existe deux principales approches pour quantifier les variations de niveaux de gris sur une image numérique : l'extraction de contour et le calcul d'indices texturaux. De nombreuses variables ont été développées pour chacune de ces approches. Elles ne seront pas toutes présentées ici. Le lecteur intéressé par ces

questions est invité à se référer par exemple à Maître, (2003) ; Caloz et Collet, (2001) ; Schowengerdt, (1997) ; Cocquerez and Phillipps, J.P, (1995) ; Pratt, (1991).

L'extraction de contours s'intéresse à l'identification des zones de changements de l'image, les zones homogènes ne sont traitées que « par défaut ». Nous cherchons quant à nous une variable capable d'appréhender à la fois les zones homogènes et les zones de transition. Une variable issue de l'extraction de contours semble donc mal adaptée à notre objectif.

La texture renseigne localement sur l'arrangement spatial des niveaux de gris d'une image. La quantification s'opère à l'aide des *indices texturaux*. Les indices texturaux sont des variables dérivées de la luminance, qui décrivent des propriétés spatiales de l'image (Caloz et Collet, 2001), ces propriétés étant elles-mêmes liées à l'organisation spatiale des niveaux de gris.

Ces indices sont généralement calculés par convolution de fenêtres mobiles. Le résultat est affecté, sur l'image résultante, au pixel correspondant au centre de la fenêtre. En ce sens, la taille des fenêtres est toujours impaire (la taille minimum d'une fenêtre est de 3*3 pixels).

Les calculs réalisés dans les fenêtres correspondent à des indicateurs statistiques. Deux types peuvent être distingués : les indices texturaux de premier ordre qui ne prennent en compte pour les calculs statistiques qu'un pixel à la fois et les indices texturaux de second ordre mettent en jeu des paires de pixels. La plupart des indices texturaux de second ordre sont calculés à partir des matrices de cooccurrence élaborées par Haralick (1979).

Les indices texturaux du second ordre nécessitent le choix d'une direction de calcul et leur calcul est plus coûteux en temps. Pour ces raisons, nous travaillerons uniquement à partir des indices du premier ordre.

Les principaux indices texturaux de premier ordre qui quantifient les variations de niveaux de gris sont la ***dynamique, l'interquartile, la variance, le contraste et la diversité*** (Maître, 2002 ; Caloz et Collet, 2001).

La diversité indique le nombre de valeurs différentes dans la fenêtre. Elle ne renseigne donc pas sur les écarts des variations et ne sera pas retenue.

La dynamique correspond à l'écart entre la plus grande et la plus petite valeur contenue dans la fenêtre. Elle tient compte uniquement des valeurs extrêmes, ce qui ne répond pas à nos besoins.

L'interquartile indique l'amplitude de l'intervalle entre le second et le troisième quartile. Il ne prend donc pas en compte tous les pixels de la fenêtre et sera également évincé.

Le contraste est exprimé par le rapport entre la différence des valeurs minimales et maximales et la somme de ces mêmes valeurs (équation 6). Comme la dynamique il tient compte uniquement des valeurs extrêmes. Il ne sera donc pas retenu.

$$\text{Contraste} = \frac{\max - \min}{\max + \min}$$

Équation 6

avec : min : valeur minimale de la fenêtre ; max : valeur maximale de la fenêtre

La variance, définie dans l'équation 7 fait la somme des écarts de chacun des pixels de la fenêtre avec la valeur moyenne de ces mêmes pixels. Elle prend en compte tous les pixels de la fenêtre et donne une indication sur la variation des niveaux de gris à l'intérieur de la fenêtre. Elle est donc adaptée à nos besoins et sera retenue comme paramètre de quantification des variations de niveau de gris.

$$\text{Variance} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{(X_{i,j} - \bar{X})^2}{M*N}$$

Équation 7

avec: i et j : numéro ligne et colonne ; M and N : taille de la fenêtre (ligne et colonne) ; $X_{i,j}$: valeur du pixel à la position (i, j) ; \bar{X} : valeur moyenne des pixels de la fenêtre

La figure 4.3 présente à titre d'exemple la représentation d'un bâtiment et les variances associées

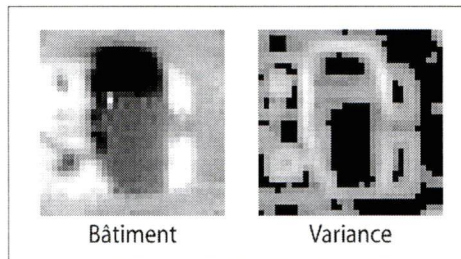


Figure 4.3 - Variances associées à la présence d'un bâtiment

4.3.1.2 Construction d'un paramètre de mesure

Une fois le choix de la variable effectué, il reste à construire, à partir de l'hypothèse formulée, le paramètre de mesure adapté à notre problématique.

L'objectif est de quantifier les variations de niveaux de gris sur de petites zones (toitures et entourages). La taille de la fenêtre choisie est donc minimum (3 par 3 pixels).

Une valeur de variance est calculée pour chacun des pixels. Cependant, pour atténuer l'effet des perturbations locales, la quantification doit considérer les variations globales sur l'ensemble de chacune des deux zones. Ceci se fait par le *calcul de la valeur moyenne*.

Les variations de chacune des zones doivent être prises en compte conjointement. Cette prise en compte est opérée par **le rapport entre la variance moyenne de la zone du contour et la variance**

moyenne de la zone de toiture. L'ensemble de la procédure de construction du paramètre est résumé dans le tableau 4.1

Tableau 4.1 - Procédure de construction du paramètre de mesure

Formalisation	Conditions à respecter	Choix
Variation globale des niveaux de gris sur les zones d'intérêt (toiture et entourage proche)	Quantification de la variation des niveaux de gris	Variance
Interne aux zones de pixels composant le corps et le contour	Quantification sur des zones de tailles restreintes	Calcul de variance sur des fenêtres de taille minimum (3*3 pixels)
Acceptation de perturbations locales (bruits, éléments parasites)	Faible sensibilité aux perturbations sur un nombre restreint de pixels (cheminés métalliques...)	Utilisation de la valeur moyenne
Prise en compte conjointe des variations dans la zone de toiture et dans son entourage proche	Quantification conjointe des variations de la zone de toiture et de son entourage proche	Rapport des variances

La variable définie pour quantifier les variations de niveaux de gris sur les corps et sur les contours des bâtiments est la variance moyenne, calculée sur une fenêtre minimum de 3*3 pixels (cf. tableau 4.1). La prise en compte conjointe de ces deux paramètres se fait par le rapport entre la variance moyenne des contours et la variance moyenne des corps de bâtiments (cf. tableau 4.1).

Un paramètre unique permet donc de quantifier l'ensemble des éléments formulés précédemment, nous le nommons paramètre de « *Discrimination par Rapport de Variance* » (DRV). Il est calculé comme indiqué dans l'équation 8.

$$DRV = \frac{VarMoyCont}{VarMoyCorps} \quad \text{Équation 8}$$

Avec : VarMoyCont ; variance moyenne du contour du bâtiment ; VarMoyCorps ; variance moyenne du corps du bâtiment

Selon la formulation énoncée précédemment, un bâtiment doit avoir une faible variance pour la zone de toiture et une forte variance pour la zone de contour ce qui correspond à une forte valeur de DRV. Une fois ce paramètre défini, il reste à formaliser les zones de mesures.

4.3.1.3 Formalisation des zones de mesures

Nous considérons ici des pixels de 1 par 1 m ce qui correspond à la résolution spatiale des images Ikonos (bande panchromatique). La zone de mesure doit contenir tous les pixels correspondant au bâtiment et à son entourage proche. Deux « sous-zones » sont définies.

- Le « corps du bâtiment » : il correspond à la localisation de la toiture du bâtiment sur l'image. Il contient uniquement les pixels correspondant de manière certaine à la toiture. Pour éliminer les éventuels mixels, une bande de un pixel de largeur est éliminée sur tout le périmètre du bâtiment (figure 4.4).

- Le « pourtour du bâtiment » : il doit contenir tous les pixels pouvant correspondre à la transition entre le bâtiment et son entourage proche. Une zone de deux pixels de large, située de part et d'autre de la limite du bâtiment (c'est-à-dire autour du corps) est définie (figure 4.4). Ainsi définie, la taille des zones de mesure est fonction de celle des bâtiments. Par exemple, pour la discrimination d'un bâtiment de 7 par 13 mètres, la taille de l'ensemble de la zone « contour » mesure de 9 par 15 pixels (1 pixel = 1mètre). La zone du « corps » du bâtiment couvre quant à elle une surface de 5 par 11 pixels.

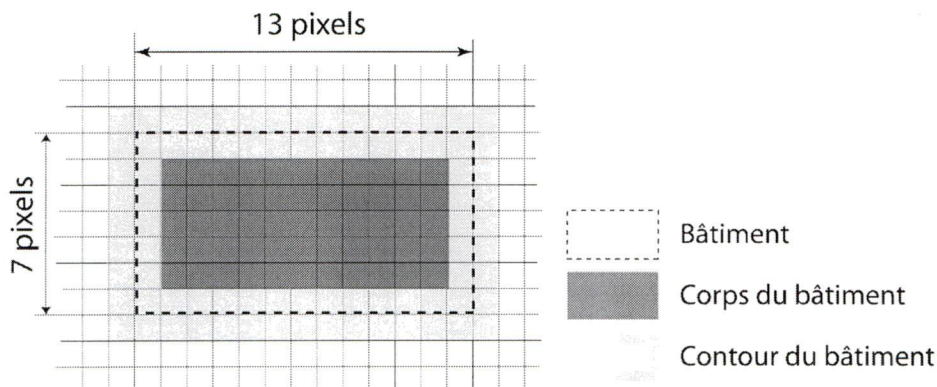


Figure 4.4 - Formalisation des zones de mesures (cas d'un bâtiment de 7*13 mètres)

4.3.2 Validation de l'hypothèse

Les « éléments méthodologiques de base » ont été définis dans la section précédente. La suite logique serait la mise en place « pratique » de l'ensemble de la méthodologie. Cette mise en place nécessite cependant un gros investissement en temps. Nous n'avons d'autre part aucune indication quantitative sur la capacité de notre approche à discriminer les bâtiments. Nous proposons donc, avant d'aller plus loin dans le développement de notre méthode, de valider quantitativement notre hypothèse de travail qui nous le rappelons a été formulée comme suit : *« la prise en compte conjointe des variations locales des niveaux de gris sur le corps et sur les contours des bâtiments est un facteur discriminant qui peut être utilisé pour détecter la présence*

d'un bâtiment sur une image THRS ». Cette validation se fera à l'aide des « éléments méthodologiques de base » précédemment définis.

Trois extraits d'images, issus de l'image Ikonos, support d'étude (bande panchromatique uniquement) ont tout d'abord été sélectionnés. Ils correspondent à différentes zones représentatives des différents types de bâtis présents dans la ville de Sherbrooke (la zone du centre-ville est exclue à cause de fortes perturbations dues aux ombres). Ce choix permet de travailler sur un nombre significatif de bâtiments (229 au total) représentatifs de l'ensemble des bâtiments (taille, forme, type de matériaux, etc.) et situés dans différents lieux de la ville (différentes expositions et altitudes). Les trois extraits sont présentés sur la figure 4.5.

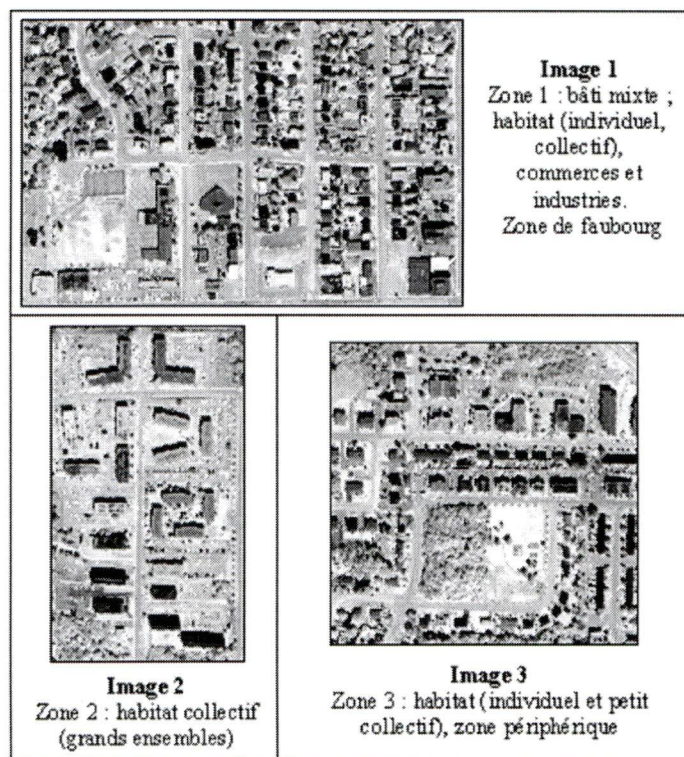


Figure 4.5 - Présentation des zones d'étude

L'objectif est ici d'évaluer le pouvoir discriminant du DRV afin de vérifier l'hypothèse formulée. La méthodologie utilisée consiste à comparer, pour chacune des trois zones de la figure 4.5, les valeurs de DRV obtenues pour deux séries de « zone de mesure » (ZM) : Les ZM « bâties » et les ZM « simulées » :

Les ZM « bâties » correspondent aux formes et aux localisations réelles des bâtiments, elles sont obtenues à partir de la vérité terrain. On en compte 229 pour l'ensemble des trois zones.

Les ZM « simulées » sont introduites dans l'image par un tracé manuel dans le but de tester la validité de l'hypothèse formulée. Elles ont des formes typiques des bâtiments mais leur

localisation est aléatoire. Elles ne correspondent donc à aucun type particulier d'occupation du sol. 938 ont été introduites sur l'ensemble des trois zones.

À partir de ces deux séries de données, l'évaluation se fait en deux étapes. Nous cherchons tout d'abord s'il existe des différences dans les distributions statistiques des ZM bâties et simulées en fonction des valeurs de DRV. Nous classifions ensuite les ZM en fonction des valeurs de DRV et comparons les résultats avec la nature réelle des ZM (bâties ou simulées). Préalablement à toute évaluation, on doit obtenir les valeurs de DRV pour les ZM bâties et simulées. Ceci sera l'objet de la section suivante.

4.3.2.1 Obtention des valeurs du paramètre de discrimination par rapport de variance.

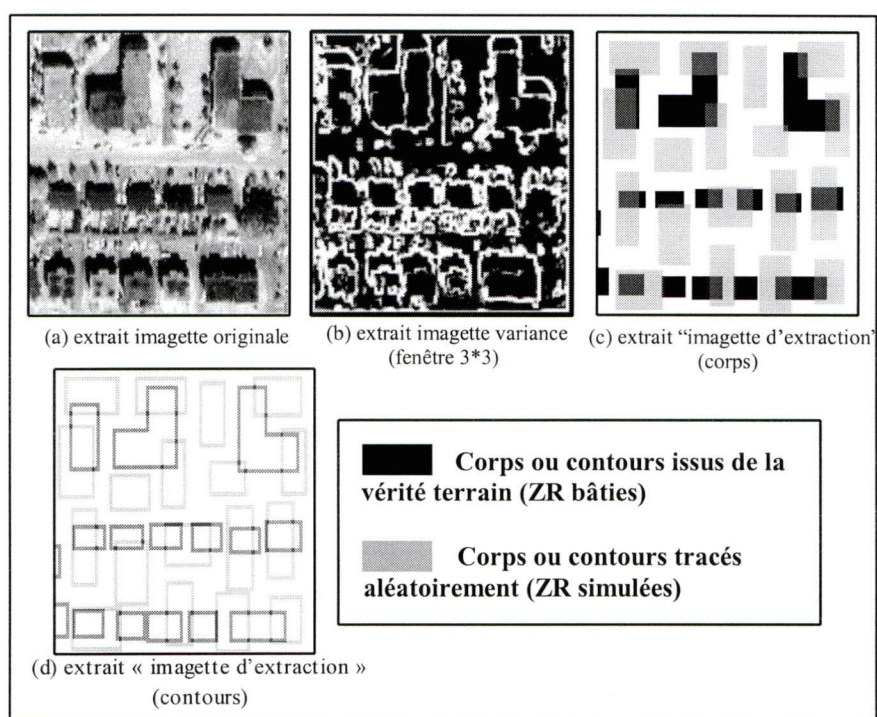


Figure 4.6 - Procédure de construction des ZR ; extraits issus de l'image 3 (figure 4.5)

L'obtention des valeurs de DRV passe dans un premier temps, par le calcul des variances dans une fenêtre 3 par 3. Cette étape, réalisée sur le logiciel ENVI (version 3.6, Copyright © 2002, research Systems, Inc) permet d'obtenir une image contenant les valeurs de variances (figure 4.6 (b)).

Des « images d'extraction » (figure 4.6 (c) et 4.6 (d)) sont ensuite utilisées pour extraire de l'image de variance, les variances moyennes des corps et des contours. La première image d'extraction (figure 4.6 (c)) contient les corps des ZM bâties (en noir) et des ZM simulées (en gris). La forme de certains corps de bâtiments, trop complexe, a été simplifiée. La seconde

« imagerie d'extraction » (figure 4.6 (d)) contient les contours des ZM bâties (en noir) et des ZM simulées (en gris). Une fois ces images construites, elles sont utilisées comme masques, appliqués sur les extraits d'images de variance (figure 4.6 (b)) pour extraire les valeurs de variance moyenne des corps et contours de chacune des ZM bâties et simulées. Le DRV est ensuite calculé comme indiqué dans l'équation 8. La procédure est appliquée successivement à chacune des trois extraits.

4.3.2.2 Evaluation du pouvoir discriminant

- **Analyse de la distribution des ZM :** La première étape de l'évaluation du pouvoir discriminant du DRV est la comparaison des distributions statistiques des ZM bâties et simulées. Des distributions identiques montreraient que les valeurs de DRV sont globalement identiques pour l'une ou l'autre des classes, ce qui infirmerait l'hypothèse d'une discrimination par le DRV. Des écarts dans les distributions autoriseraient par contre à mener plus loin nos investigations.

La figure 4.7 montre la distribution en fréquences des deux classes de ZM en fonction des valeurs de DRV pour la zone d'étude 1 (figure 4.5). Elle est représentative des différences observées sur les trois zones d'étude (figure 4.5).

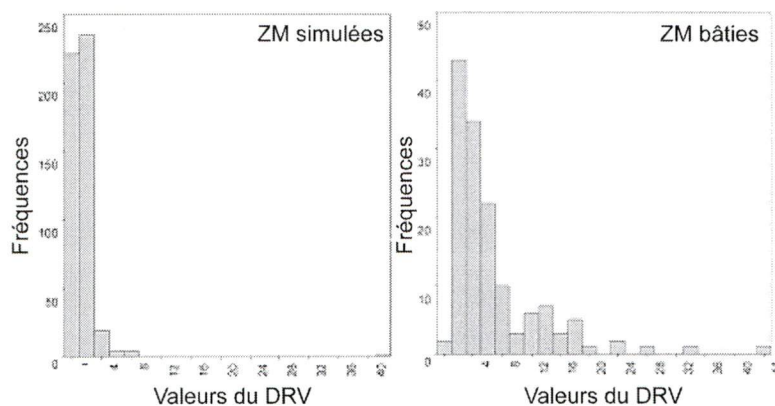


Figure 4.7 - Distribution en fréquence des ZM

Les ZM simulées montrent presque toutes des valeurs de DRV situées entre 0 et 3, la majorité des valeurs étant située autour de 1 (peu d'écarts de variance entre corps et contour). Pour les ZM bâties, les valeurs inférieures à 1 ne sont quasiment pas représentées. De plus, la distribution est plus étalée vers les fortes valeurs (variance des contours supérieure à variance du corps). Ces observations, conformes à la définition du DRV, montrent des écarts dans les distributions.

Afin de vérifier quantitativement les écarts observés, les distributions sont soumises à un test de khi 2. Ce dernier est effectué sur les trois zones et compare la distribution des ZM bâties à celle des ZM simulées. Les résultats, présentés dans le tableau 4.2 montrent, pour chacune des zones,

des écarts significatifs entre ces deux distributions. Les valeurs de khi 2 calculées sont largement supérieures aux valeurs de khi 2 critiques (seuil de Signification: 0,01).

Tableau 4.2 - Test du khi 2

	Nombre de ZM « bâti »	nombre de ZM «simulées »	Nombre total de ZM	Khi 2 critique	Khi 2 calculé
zone 1	141	483	624	24,32	304,3
zone 2	22	212	234	18,47	106,69
zone 3	66	243	309	18,47	159,6

On peut donc faire l'hypothèse que ces écarts sont dus aux comportements différents des ZM bâties et simulées face aux valeurs de DRV. Ces résultats encourageants nous mènent à évaluer le pouvoir discriminant du DRV.

• **Évaluation du pouvoir discriminant :** pour tester le pouvoir discriminant du DRV, on effectue tout d'abord une classification (bâties/non bâti) de l'ensemble des ZM par seuillage des valeurs de DRV. On compare ensuite les résultats de cette classification avec la nature réelle des ZM (bâties et simulées). Le choix du seuil se fait par « entraînement » en observant les valeurs de DRV d'un échantillon restreint de ZM dont la nature réelle (bâtie) est connue. Le choix du seuil influence les pourcentages d'erreur d'omission et de commission.

Cette procédure est tout d'abord effectuée individuellement pour chacune des trois zones, puis pour l'ensemble des trois zones réunies (« total 3 zones» dans le tableau 4.3). Les critères utilisés pour la comparaison sont :

- Le pourcentage d'erreur d'omission : nombre de ZM « bâties » classifiées comme non bâties /nombre total de ZM classifiées comme non bâties,
- Le pourcentage d'erreur de commission : nombre de ZM « simulées » classifiées comme bâties /nombre total de ZM classifiées comme bâties,
- Le pourcentage de bonne classification : nombre total de ZM bien classifiées (bâties ou non bâties) /nombre total de ZM.

4.3.2.3 Résultats et discussions

Tableau 4.3 - Évaluation de la qualité des classifications

	Nombre total de ZM	Nombre de ZM « bâties »	% erreur commission	% erreur omission	% bien classifié	valeur seuil DRV
zone 1	624	141	27	6,7	88,5	2,5
zone 2	234	22	34,5	1,4	94,4	3,4
zone 3	309	66	26,4	5,9	89,3	2,9
total 3 zones	1167	229	27	6,7	89	3

Les résultats, présentés sur le tableau 4.3 apparaissent satisfaisants. Pour chacune des zones, les pourcentages de bonne classification sont tous supérieurs à 88 %. Les erreurs d'omission sont très faibles (de 1,4 à 6,7 %), ce qui montre **la capacité du DRV à caractériser le bâti**. Les erreurs de commission sont par contre beaucoup plus élevées (de 26,4 à 34,5 %), ce qui indique **une limite dans le pouvoir discriminant du DRV**.

Les résultats obtenus pour la classification effectuée sur l'ensemble des trois zones sont conformes à ceux obtenus individuellement pour chacune des zones. Ceci montre **la stabilité du pouvoir discriminant du DRV** sur différentes zones de la ville contenant différents types de bâti.

Le DRV apparaît comme un paramètre discriminant de la présence des bâtiments sur une image THRS. Notre hypothèse de travail est donc vérifiée. Cette conclusion nous encourage à élaborer pratiquement une méthode d'extraction du bâti basée sur l'utilisation du DRV.

4.3.3 Élaboration de la méthode d'extraction : aspects pratiques

L'objectif de cette section est de présenter les aspects pratiques de notre méthodologie. La mise en place de la méthodologie implique cependant que l'on accepte en préalable, les écarts existants entre les bâtiments tels qu'ils ont été formalisés et les bâtiments tels qu'ils apparaissent sur les images.

4.3.3.1 Analyse des écarts entre les bâtiments formalisés et les bâtiments réels

Ces écarts entre les bâtiments formalisés et les bâtiments réels concernent **la forme, la taille, la localisation et l'orientation** des bâtiments.

La formalisation des zones de mesure (section 4.4.1.3) a abouti à des bâtiments de formes carrés ou rectangulaires, dont les limites correspondent parfaitement à celles des pixels. Cette

formalisation ne correspond pas de manière exacte aux bâtiments tels qu'ils sont représentés sur l'image.

On trouve tout d'abord des différences dans les formes des bâtiments. Ces différences se situent à deux niveaux d'échelle : l'échelle du bâtiment et l'échelle « intra bâtiment ».

A l'échelle du bâtiment la forme globale de ces derniers est généralement carrée ou rectangulaire (figure 4.8). Quand ce n'est pas le cas, deux cas de figure se présentent : soit la forme du bâtiment peut être « reconstituée » à partir de formes carrées ou rectangulaires (bâtiment A figure..) soit le bâtiment montre des formes arrondies ou triangulaires (bâtiment B figure 4.8). Ce deuxième cas de figure est beaucoup plus rare.



Figure 4.8 - La forme globale des bâtiments, exemple d'un quartier Sherbrookoïis
(source : S.I.G , municipalité de Sherbrooke)

À l'échelle « intra bâtiment », les formes ne sont pas toujours parfaitement carrées ou rectangulaires. Les bâtiments comportent en effet souvent des éléments tels que perrons, balcons, avancées de toitures, etc. qui modifient quelque peu les formes de base. Deux exemples sont présentés sur la figure 4.9.

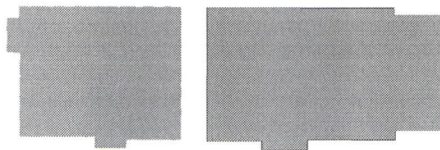


Figure 4.9 - Complexité des formes de bâtiments, exemple de deux bâtiments Sherbrookoïis
(source : S.I.G , municipalité de Sherbrooke)

La taille des bâtiments à extraire est déterminée par celle des fenêtres mobiles dont les dimensions sont obligatoirement impaires. Cela peut donc provoquer des écarts entre les dimensions des bâtiments formalisés et les dimensions des bâtiments sur l'image. La valeur de ces écarts est au maximum d'un pixel.

Si l'on néglige les décalages dus aux erreurs géométriques, la **précision de la localisation** des bâtiments sur l'image est fonction de la résolution spatiale. Les limites réelles du bâtiment ne se situent pas obligatoirement en bordure de pixel, ce qui a pour effet de générer des mixels et peut provoquer un léger décalage dans la position du bâtiment. La valeur de ce décalage est cependant toujours inférieure à un demi pixel, et ce, sur l'axe des abscisses comme sur l'axe des ordonnées (figure 4.10).

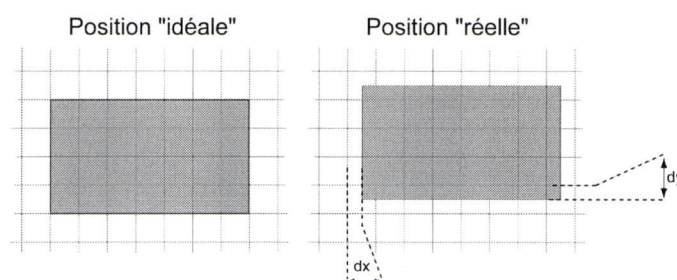


Figure 4.10 - Erreurs de localisation (dx : décalage en x ; dy : décalage en y)

L'orientation réelle des bâtiments varie entre 0 et 360 °. Nous verrons cependant, dans les sections ultérieures, que notre méthode ne considère que quatre orientations de bâtiments (0, 45, 90 et 135°) ce qui peut provoquer des écarts.

Il existe donc des écarts entre les bâtiments tels qu'ils ont été formulés et la représentation de ces bâtiments sur les images. Ceci s'explique par le processus même de formalisation qui implique une simplification. Il est cependant important de connaître ces écarts afin d'estimer leurs impacts sur les résultats.

A ce stade nous nous posons comme hypothèse de travail que « **les écarts entre les bâtiments tels qu'ils ont été formulés et la représentation de ces bâtiments sur les images ne perturbent pas de manière significative les résultats de l'extraction** ».

Cette hypothèse nous autorise à poursuivre l'élaboration des aspects « pratiques » de notre méthodologie dont la première phase est l'obtention des valeurs de DRV.

4.3.3.2 Obtention des valeurs de DRV

À ce stade du développement, le calcul du DRV se fait pour une taille et une orientation spécifique, ce qui implique que l'on connaisse *a priori* la taille des bâtiments à extraire. Il sera ensuite généralisé aux différentes tailles et orientations.

L'obtention des valeurs de DRV est opérée en trois étapes : **le calcul de la variance, l'extraction des valeurs moyennes sur les zones de corps et de contours et le calcul du DRV**.

La variance est calculée par convolution d'une fenêtre 3*3 pixels. C'est une opération très classique en traitement d'image. Pour chaque position de la fenêtre l'algorithme calcule la

variance entre les 9 pixels de la fenêtre comme indiqué dans l'équation 7. Le résultat est affecté au pixel central de la fenêtre sur l'image de sortie (image variance, figure 4.11).

Dans la seconde étape les valeurs moyennes des zones « corps » et « contours » sont extraites, par convolution sur l'image de variance, de deux filtres « moyens » dont les tailles sont fonction de la taille du bâtiment à identifier. Les résultats sont affectés aux pixels centraux des fenêtres des deux images de sortie (image « corps » et image « contour », figure 4.11).

La troisième étape consiste à diviser l'image « contour » par l'image « corps ». Une nouvelle image est ainsi générée, elle contient les valeurs de DRV calculées pour chacun des points de l'image (image DRV, figure 4.11). La figure 4.11 illustre la procédure pour l'identification d'un bâtiment de 7 par 13 mètres.

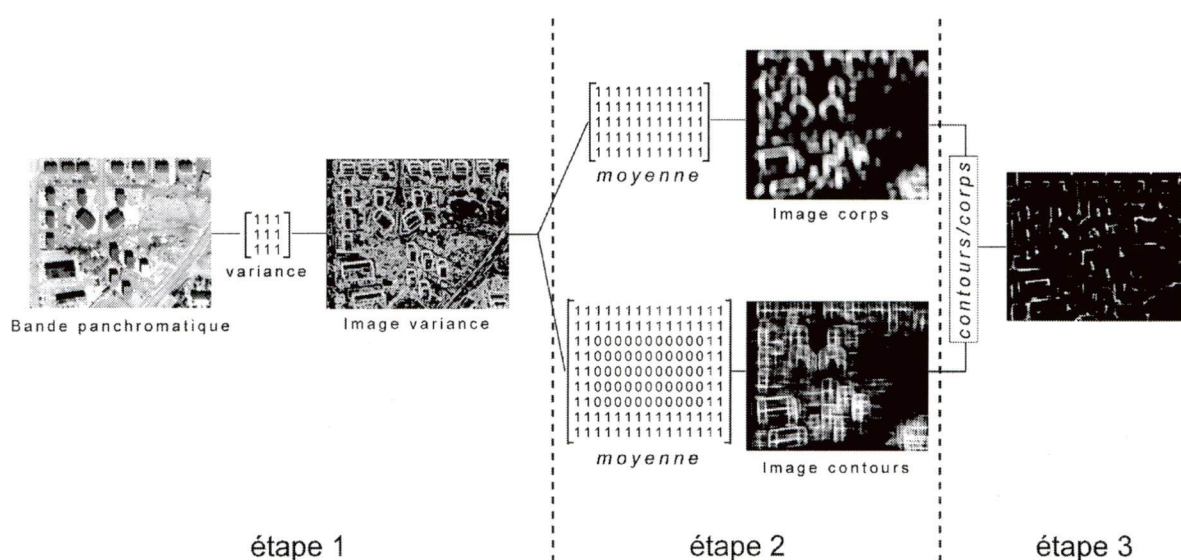


Figure 4.11 - Extraction des valeurs de DRV : étapes méthodologiques

La procédure de calcul du DRV présentée précédemment est adaptée à une taille et à une orientation spécifique de bâtiment ce qui est fortement limitatif. L'objectif est donc la généralisation de la procédure à différentes tailles et différents orientations.

4.3.3.3 Généralisation des tailles et des orientations

La généralisation des tailles et des orientations est opérée par la mise en place d'une procédure « en boucle ».

La généralisation des tailles des bâtiments à extraire est opérée par incrémentation de la taille des filtres. Celle-ci étant obligatoirement impaire, le pas d'incrémentation choisi est de deux (le fait de mesurer dans des fenêtres de tailles impaires peut provoquer des écarts entre la taille des bâtiments sur l'image et celle des fenêtres) Une nouvelle image de DRV est générée pour chaque

taille. Cela implique la définition d'une largeur minimum et d'une longueur maximum des bâtiments à extraire. La figure 4.12 illustre un exemple d'incrémentation pour des tailles de filtre « corps » allant de 3 par 3 à 9 par 9 pixels, ce qui correspond sur la bande panchromatique d'une image Ikonos à des bâtiments de 5 par 5 à 11 par 11 mètres. Entre ces deux tailles limites toutes les autres possibilités sont considérées.

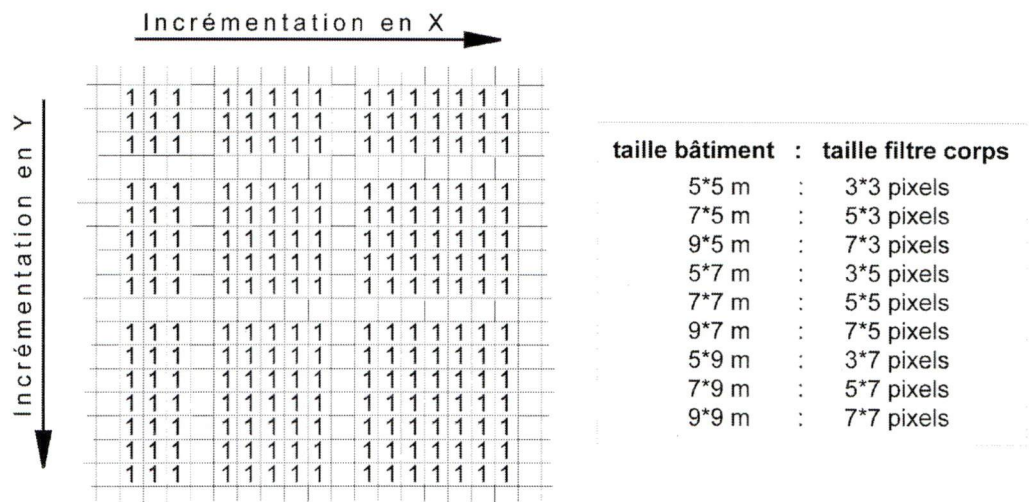


Figure 4.12 - Incrémentation des tailles de filtres « corps »

La généralisation des orientations des bâtiments à extraire est opérée par rotation de l'image de variance préalablement à la convolution des filtres corps et contour. (la réaffectation des valeurs est effectuée par la méthode du proche voisin). Quatre orientations sont considérées dans notre approche : 0, 45, 90 et 135 °. Cependant, la procédure d'incrémentation des filtres, permet d'obtenir l'ensemble des orientations à partir d'une seule rotation (45 °). La figure 4.13 (cas d'un bâtiment de 7*5 mètres) montre en effet qu'une seule rotation permet d'extraire, à partir des filtres disponibles, les valeurs de corps pour les bâtiments orientés à 0 °, 45 °, 90 ° et 135 °. Rappelons que dans la procédure de calcul, c'est l'image des variances qui subit une rotation et non pas l'image originale.

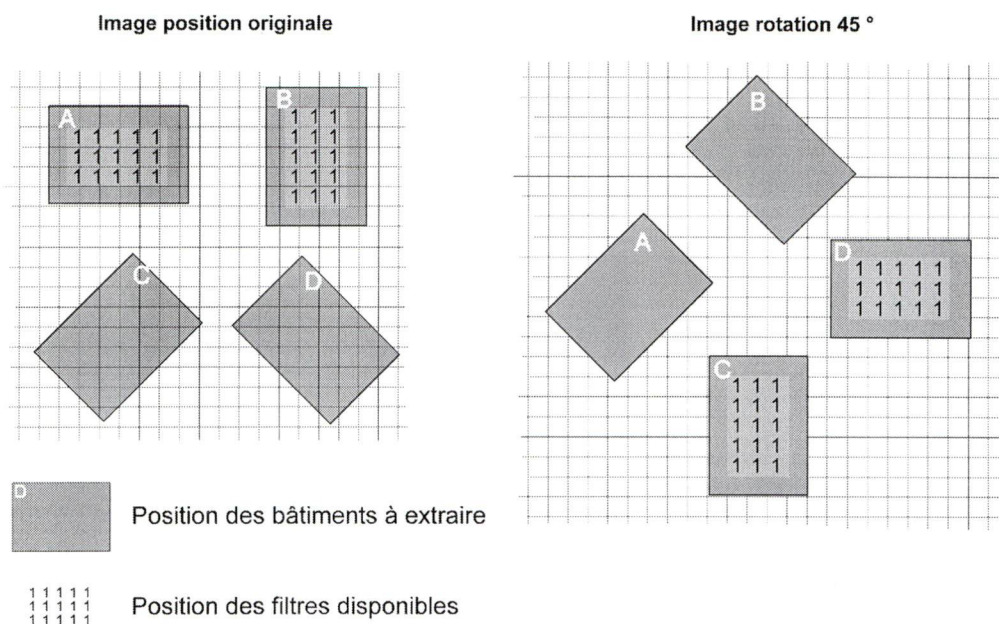


Figure 4.13 - Identification des bâtiments de différentes orientations

La généralisation des tailles et des orientations (étape 4, figure 4.15) est réalisée à l'aide d'une procédure « en boucle » qui génère à chaque boucle une nouvelle image de DRV. Le nombre d'images générées est égal au nombre de tailles de bâtiments considérées multiplié par deux (nombre d'orientations). Par exemple, dans le cas d'une fourchette de taille allant de 5 à 9 mètres (figure 4.12) l'algorithme génère 18 images de DRV.

La valeur maximale est ensuite extraite pour chacun des pixels, à partir des x images de DRV. L'origine des valeurs maximales est stockée dans une banque de données. On illustre cette procédure par l'exemple de trois « mini images » (figure 4.14). Les valeurs du pixel de coordonnées 1-1, sont respectivement 8,5 et 1. La valeur maximale extraite sera donc 8 (image max) et elle aura comme origine l'image 1 (origine).

888	504	131
133	625	513
858	449	173
Image1	Image2	Image3

888	111
634	212
879	132
Image max	Origine

Figure 4.14 - Illustration de la procédure d'extraction des valeurs maximales

Cette procédure permet finalement d'obtenir une seule image contenant pour chaque pixel la valeur maximale de DRV. La figure 4.15 présente l'ensemble de la méthodologie (y compris la

généralisation des tailles et orientations de bâtiments) utilisée pour l'obtention des valeurs de DRV.

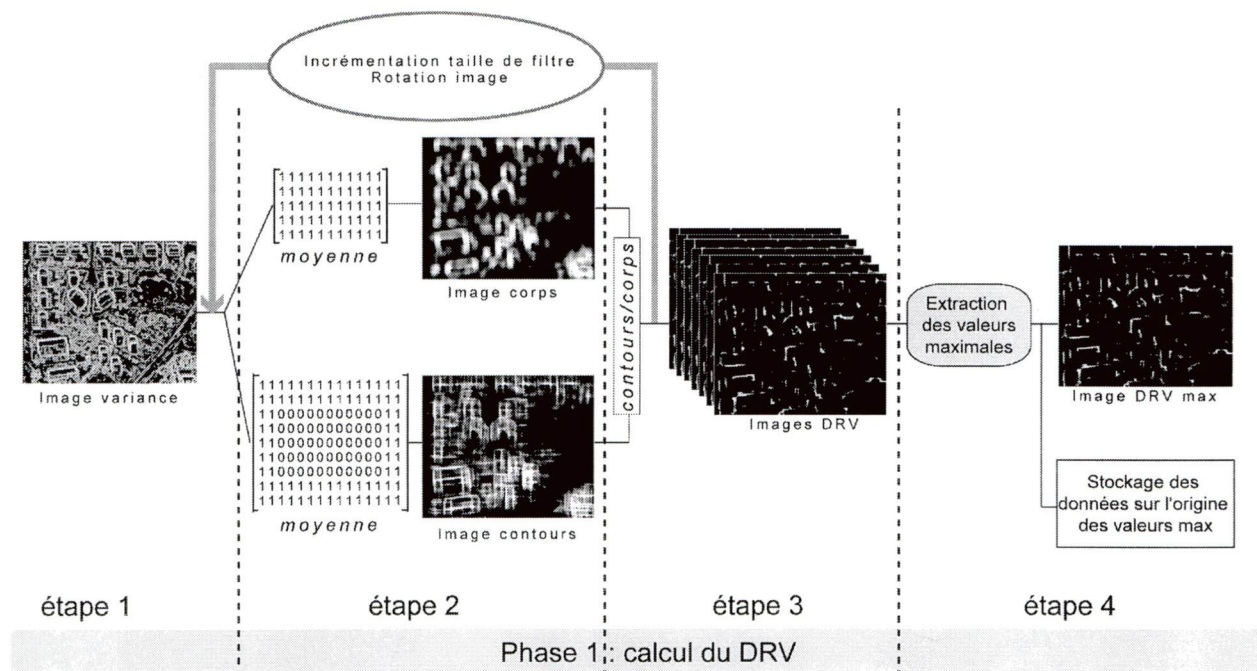


Figure 4.15 - Méthodologie (phase 1) : calcul du DRV intégrant la généralisation des tailles et orientations de bâtiments.

La première phase méthodologique (composée de quatre étapes) aboutit à l'obtention d'une image contenant les valeurs maximales de DRV et les origines associées. La seconde phase consiste en l'identification des bâtiments. Elle fera l'objet de la section suivante.

4.3.3.4 Identification des bâtiments

La méthodologie d'identification des bâtiments est basée sur deux éléments extraits des principes théoriques (cf. 4.3) :

- les fortes valeurs de DRV sont associées à la présence d'un bâtiment ;
- pour un même bâtiment, la valeur la plus forte sera contenue par le pixel localisé au centre du bâtiment ;

L'identification des bâtiments passe donc par l'extraction de pixels individuels montrant des fortes valeurs de DRV. Cette opération est réalisée en deux étapes (étapes 5 et 6, figure 4.16). Dans une première étape *une extraction des maxima locaux* de l'image permet d'extraire tous les pixels montrant localement les plus fortes valeurs (ces valeurs peuvent cependant être faibles relativement à l'ensemble de l'image). Dans une seconde étape *un seuillage* des valeurs des

pixels résultants élimine les maxima locaux ne correspondant pas de manière certaine à un bâtiment.

L'extraction des maxima locaux a pour objectif d'extraire les pixels qui montrent les plus fortes valeurs dans un voisinage donné. Au niveau algorithmique, cette opération se fait par extraction des valeurs maximales à l'intérieur d'une fenêtre mobile. La taille de la fenêtre détermine la taille du voisinage. Si on fait une analogie entre les niveaux de gris d'une image et les altitudes d'un relief, les maxima locaux correspondent à chacun des « sommets locaux » des reliefs.

À partir de l'extraction des maxima locaux, on obtient un certain nombre de pixels qui montrent localement de fortes valeurs. Certaines de ces valeurs peuvent cependant être faibles relativement à l'ensemble de l'image et, de ce fait, ne correspondent pas à un bâtiment. Elles doivent donc être éliminées. Pour ce faire, on opère un seuillage des valeurs des maxima locaux précédemment extraits (étape 6, figure 4.16).

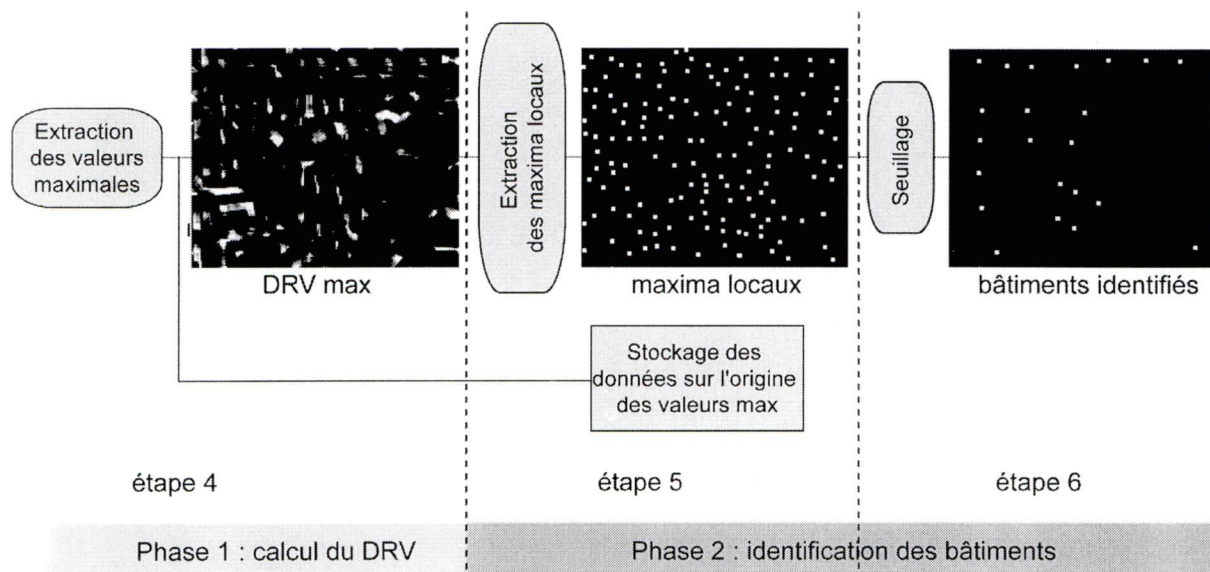


Figure 4.16 - Méthodologie (phase 2) : identification des bâtiments

Le choix du seuil est la seule étape effectuée par l'opérateur. Conformément aux recommandations de Baltsavias (2004), elle est clairement identifiée. Cette dernière étape est cruciale, puisque le choix du seuil détermine les résultats. Le choix a été confié à l'opérateur dans le but de permettre à ce dernier de mieux contrôler les résultats en privilégiant un type d'erreur. Ainsi, dans le cas d'un seuil de DRV bas, certains bâtiments peuvent ne pas être reconnus, par contre le nombre d'erreurs de commission sera faible. À l'inverse un seuil haut limitera le nombre d'erreurs de commission mais le nombre de bâtiments reconnu risque de diminuer. L'opérateur privilégiant l'identification de tous les bâtiments choisira donc un seuil élevé, à

l'inverse, l'opérateur cherchant un minimum d'erreurs de commission choisira un seuil bas, quitte à diminuer quelque peu le nombre de bâtiments reconnus.

4.3.3.5 Reconstruction des bâtiments

La dernière phase méthodologique consiste en la reconstruction des bâtiments. Elle est opérée à partir de deux séries d'informations : la position du pixel identifiant la présence du bâtiment et les informations sur l'origine de ce pixel (stockée durant l'étape 4, figure 4.16). Ces informations renseignent sur la taille du filtre utilisé et sur l'orientation de l'image et donc implicitement sur la taille du bâtiment extrait et sur son orientation. L'algorithme possède donc trois informations pour chacun des maxima locaux extraits : la position en abscisse et en ordonnée du pixel, la taille et l'orientation du bâtiment. Il opère la reconstruction à partir de ces informations.

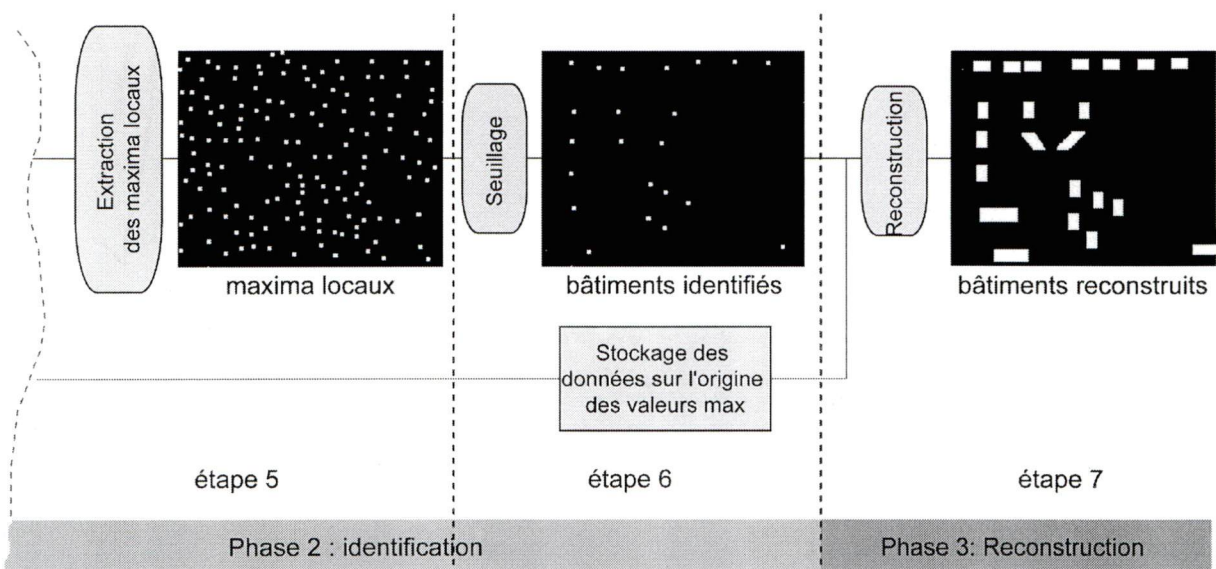


Figure 4.17 - Méthodologie (phase 3) : identification des bâtiments

L'ensemble de la méthodologie présentée a été codée en langage « Interactive Data Language » (IDL). La méthode proposée est donc opérante, ce qui nous permet d'évaluer les premiers résultats.

En préalable, nous proposons d'analyser brièvement les propriétés du DRV. L'application à une image théorique confirmera les résultats de cette analyse. Elle valide de plus la méthodologie.

4.3.4 Les propriétés du paramètre de discrimination par rapport de variance.

Rappelons tout d'abord que le DRV est calculé par convolution simultanée de deux fenêtres (« corps » et « contours ») sur une image de variances dont les valeurs avaient préalablement été calculées sur des fenêtres de 3*3 pixels. Il correspond à la moyenne des valeurs de variance

contenues dans la zone « pourtour » divisée par la moyenne des valeurs de variance contenues dans la zone « corps » (figure 4.18).

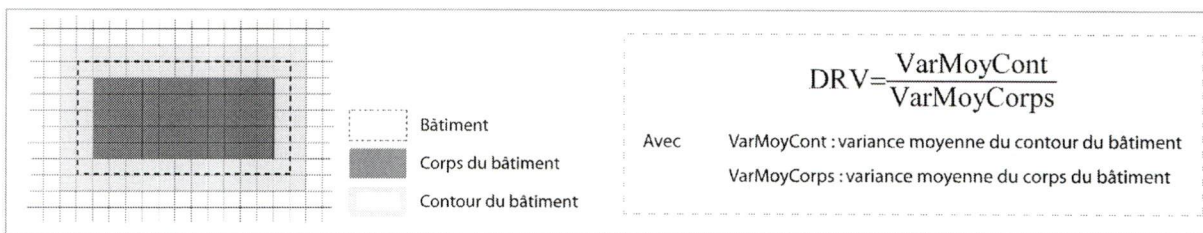


Figure 4.18 - Calcul du DRV (rappel)

Pour étudier les propriétés théoriques du DRV nous considérons une représentation « idéale » d'un bâtiment. Les pixels composant la toiture sont alors parfaitement homogènes (tous les pixels ont exactement les mêmes niveaux de gris). Ce bâtiment est, de plus, nettement discriminé de son entourage. L'entourage est également considéré comme totalement homogène.

La variance moyenne du corps est alors nulle, ceci indépendamment de la taille de la forme et du niveau de gris des pixels composant le bâtiment. La variance nulle pose cependant la question de la division par 0. Le calcul du DRV n'est donc pas possible dans un cas idéal. Ce type de cas ne se retrouve cependant jamais sur les images THRS. Dans le cas présent, nous nous sommes affranchis de ce problème en ajoutant la valeur 0,00001 à chacun des pixels de l'image de variance.

La variance moyenne du pourtour ne dépend pas des niveaux de gris de la toiture, mais des écarts de niveaux de gris entre le corps du bâtiment et son entourage proche. Ainsi, des bâtiments de niveaux de gris identiques situés sur différents entourages seront caractérisés par des valeurs de DRV différentes (cas A, B, C figure 4.19). À l'inverse, des bâtiments de niveaux de gris différents mais qui montrent le même rapport de niveaux de gris avec leur entourage seront caractérisés par les mêmes valeurs de DRV (cas D, E, F figure 4.19).

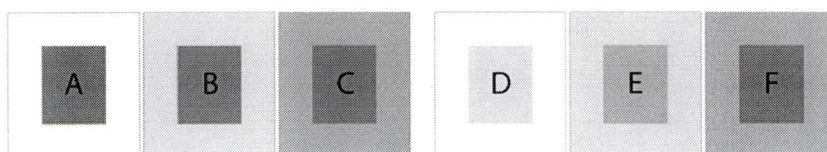


Figure 4.19 - Facteurs de variation du DRV

Dans le cas d'un bâtiment idéal, c'est donc la variance du pourtour qui détermine les valeurs du DRV. Pour le même bâtiment, les valeurs de variance sont égales pour tous les pixels de la zone de « contours » excepté pour les 8 pixels (4 par 2) situés aux angles de la zone. La valeur moyenne de ces 8 pixels est inférieure à celle des autres pixels. Les valeurs moyennes de la zone de « contours » est donc (faiblement) dépendante du nombre de pixels de la zone (l'influence des

8 pixels varie en effet en fonction du nombre total de pixels). En ce sens, les valeurs moyennes de « contours » et donc de DRV seront fonction : de la taille (plus le bâtiment est grand, plus le DRV est grand) et de la forme (pour une taille identique, plus la forme du bâtiment s'éloigne du carré¹, plus le DRV est grand).

Afin de valider nos propos, nous appliquons la méthodologie de calcul précédemment élaborée à une image montrant des bâtiments « idéaux », ce qui nous permettra de plus de valider la méthodologie. La figure 4.20 illustre les résultats.

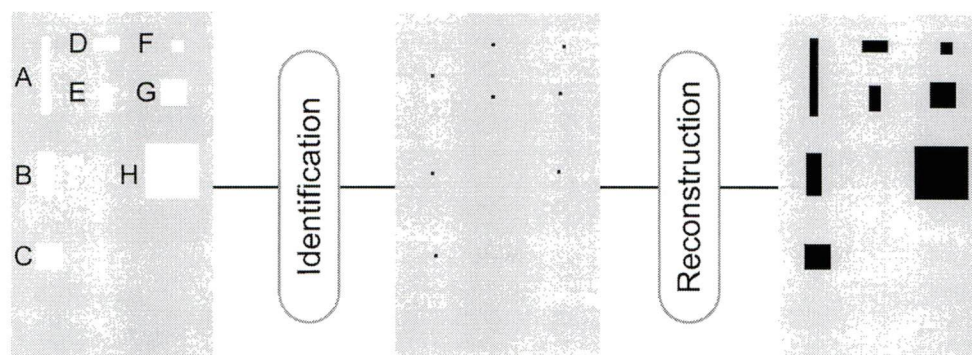


Figure 4.20 - Extraction et reconstruction des bâtiments : cas de bâtiments « idéaux »

Les résultats obtenus valident les observations théoriques précédentes :

- pour des formes et des surfaces identiques (bâtiments D,E) les valeurs de DRV sont égales ;
- pour une surface égale (bâtiments A,B,C ; 225 Pixels) les valeurs de DRV des bâtiments rectangulaires sont supérieures à celles des bâtiments carrés ($DRV_A > DRV_B > DRV_C$) ;
- pour la même forme (bâtiments F,G,H) les valeurs de DRV des grands bâtiments sont supérieures à celles des petits bâtiments ($DRV_H > DRV_G > DRV_F$).

Ces variations « théoriques » sont dues uniquement aux 8 pixels de la zone de « contour ». Leur influence est très faible et, surtout, elle est uniquement théorique. Les images réelles montrent en effet des écarts de variances qui annulent complètement ces effets. Ces variations « théoriques » n'existent donc pas sur les images réelles.

D'un point de vue pratique, on peut donc affirmer que le calcul du DRV est **indépendant de la taille, de la forme et de l'orientation du bâtiment**. Il dépend donc uniquement de l'homogénéité des niveaux de gris de la toiture et des écarts de niveaux de gris existant entre la toiture et son entourage proche.

¹ Pour une même surface, le carré montre le plus petit périmètre. Dans notre cas, pour une taille de bâtiment identique le nombre de pixels de la zone de « contours » sera minimum pour le carré. L'influence des 8 pixels sera alors maximum.

L'application de la méthodologie sur une image montrant des cas « idéaux » valide par ailleurs notre méthodologie. La figure 4.20 montre en effet que tous les bâtiments ont été parfaitement identifiés et reconstruits. Ceci nous amène à évaluer les résultats à partir d'images THRS.

4.3.5 Évaluation des résultats

L'objectif de cette section est l'évaluation des résultats de la méthode d'identification et de reconstruction du bâti précédemment proposée. Deux niveaux d'évaluation sont possibles : l'évaluation de *l'identification* et l'évaluation de *la reconstruction* des bâtiments. Nous évaluerons, en premier lieu, les résultats de la phase d'identification.

A cette fin, trois zones ont été extraites de l'image Ikonos support d'étude (figure 4.2.1). La zone du centre-ville a été écartée de l'évaluation à cause de la place occupée par l'ombre (cf. 3.5.2.2.1). Ce choix permet de travailler sur un nombre significatif de bâtiments (214 au total) situés dans différents endroits de la ville (différentes expositions et altitudes). Seule la bande panchromatique a été utilisée. Chaque image de référence a été corrigée géométriquement à partir de l'image originale pour éliminer les écarts dus aux écarts d'altitudes et à la hauteur des bâtiments. Quand les corrections étaient impossibles, les images de référence ont été redessinées par photo-interprétation.

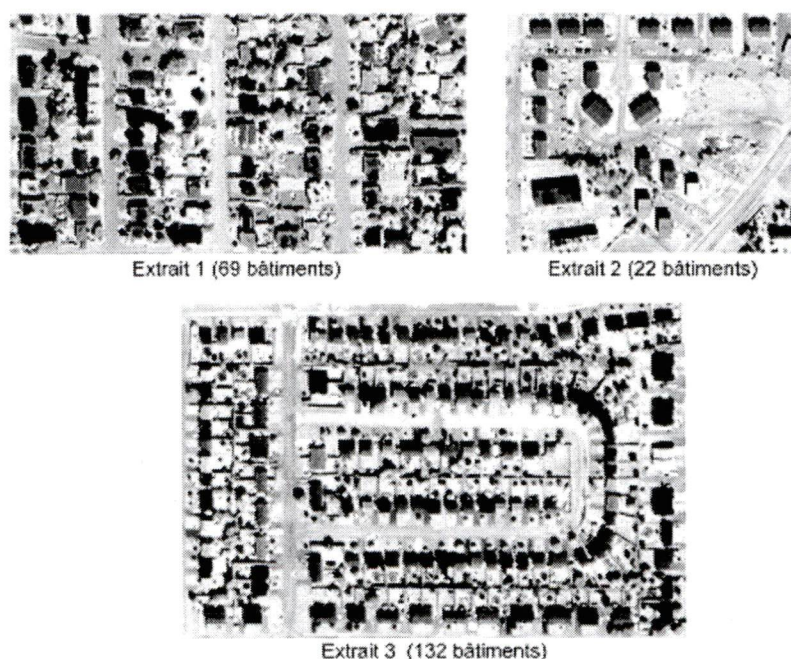


Figure 4.21 - Présentation des extraits utilisés pour l'évaluation des résultats

Il existe différentes approches pour évaluer les résultats (cf. 3.7.1). Notre objectif est d'évaluer les capacités de la méthode à identifier les bâtiments. Les résultats doivent donc être évalués à partir d'une image de référence montrant la position exacte des bâtiments. Nous choisissons donc

logiquement une méthode de type « méthode empirique par qualité comparée » (cf. figure 3.17, section. 3.3.3).

Ce choix implique l'existence ou l'élaboration d'une image de référence ainsi que des critères quantitatifs de comparaison.

Comme dans la section 3.3.3, les images de référence seront issues de la couche « bâtiment » du S.I.G de la municipalité de Sherbrooke. Rappelons qu'elles sont géoréférencées et que leur précision géométrique est inférieure à 0,2 mètres. Les bâtiments de taille inférieure à cinq mètres, en longueur ou en largeur, ont été éliminés. Un exemple d'image de référence a été précédemment présenté (cf. 3.3.3).

L'évaluation se fait par superposition des résultats de l'extraction avec les images de référence. Les critères de comparaison retenus sont :

- Le taux de bâtiments reconnus : nombre de bâtiments « reconnus » par un maximum local/nombre total de bâtiments présent sur la vérité terrain.
- Le taux d'erreur de commission : nombre de maxima local ne correspondant pas à un bâtiment/nombre total de maxima local.

Afin d'analyser les effets du seuillage sur les résultats, l'identification a été opérée pour quatre valeurs de seuil (le premier cas correspondant à la conservation de l'ensemble des maxima locaux). Les résultats obtenus figurent dans le tableau 4.4.

Tableau 4.4 - Évaluation des résultats de la phase d'identification pour trois extraits

	100% des valeurs	Seuil 2		Seuil 3		Seuil 4		Nombre total de bâtiments
	% de bât reconnus	% de bât reconnus	erreurs commission	% de bât reconnus	erreurs commission	% de bât reconnus	erreurs commission	
Extrait 1	97	87	60	62	41	32	29	69
Extrait 2	100	88	68	76	25	70	0	17
Extrait 3	97	90	53	69	45	28	44	128

On observe tout d'abord, sur le tableau 4.4 que si l'on considère toutes les valeurs, la quasi-totalité des bâtiments est caractérisée par la présence d'un maximum local, ce qui montre la *capacité du DRV à caractériser le bâti*. Des erreurs concernant la taille des bâtiments extraits et la localisation précise des maxima peuvent cependant être notées. Par exemple, un bâtiment de 13 par 19 pixels est extrait comme ayant une taille de 13 par 13 pixels. Par ailleurs, certains maxima

locaux ne sont pas localisés précisément au centre du bâtiment (confusion entre les limites du bâtiment et les limites de l'ombre du bâtiment...).

On observe également que de nombreux maxima locaux ne correspondent pas à un bâtiment (erreurs de commission). Le seuillage des valeurs de DRV permet de diminuer les erreurs de commission, mais il diminue également les taux de bâtiments « reconnus ». Ces deux derniers points montrent *des limites dans le pouvoir discriminant du DRV*.

Il apparaît clairement que les résultats ne sont pas suffisants, ce qui nous amène à deux conclusions. Premièrement, l'évaluation de la phase de reconstruction apparaît obsolète, les résultats ne pouvant en aucun cas être meilleurs que ceux de la phase d'identification. Deuxièmement, il apparaît impératif d'améliorer notre méthode d'extraction, en particulier à travers la diminution du nombre d'erreurs de commission. Les solutions proposées sont présentées dans les sections suivantes

4.4 Amélioration de la méthode d'extraction des bâtiments

Face aux faibles résultats obtenus, l'objectif de cette section est de proposer des modifications ou des ajouts susceptibles d'améliorer les résultats de l'extraction des bâtiments. Les taux de bâtiments reconnus sont très bons. Les potentiels d'amélioration semblent donc se situer au niveau de la *diminution du nombre d'erreurs de commission*.

Nous traiterons tout d'abord des principes théoriques de notre approche avant de présenter la méthodologie utilisée.

4.4.1 Principes théoriques

Le seuillage des valeurs de DRV apparaît insuffisant pour discriminer efficacement le bâti. L'objectif de cette section est de rechercher des éléments supplémentaires pour distinguer les bâtiments des autres types d'occupation du sol pouvant montrer des fortes valeurs de DRV. Pour ce faire, deux pistes seront explorées : l'analyse de l'origine des erreurs et un « retour » à la bibliographie concernant l'extraction des bâtiments à partir d'images de télédétection.

L'analyse de l'origine des erreurs correspondant aux erreurs de commission révèle un grand nombre de cas de figure, dont deux se retrouvent plus fréquemment :

- la variance moyenne du corps est « moyenne » mais une partie au moins du contour se trouve sur une zone de très forte variation (surface très réfléchissante...), le DRV est donc élevé ;
- la variance moyenne du corps est très faible (route, pelouse) et une partie des contours se trouve par hasard aux limites de la zone homogène (bordure de route), le DRV est donc élevé.

Dans le premier cas de figure, les fortes valeurs de DRV s'expliquent par la présence dans la zone de contour de très fortes valeurs de variance. Ces fortes valeurs sont généralement dues à des éléments très réfléchissants (véhicules, cheminées métalliques, etc.) et peuvent être considérées comme du bruit sur l'image de variance.

Le second cas de figure est le plus répandu. Les fortes valeurs de DRV s'expliquent par la présence de zones homogènes en particulier, les routes, les stationnements et les pelouses qui génèrent de très faibles variances pour la zone du corps (les valeurs peuvent même être inférieures à celles de certains bâtiments). La présence « par hasard » d'une ou de plusieurs limites dans la zone de contour, a pour effet d'augmenter la valeur moyenne de la variance de la zone de contour ce qui conduit finalement à une forte valeur de DRV. Le cas d'une route bien discriminée de son entourage est l'exemple typique. Beaucoup des erreurs se situent d'ailleurs sur les routes.

A partir de ces constatations, nous cherchons des éléments pouvant améliorer la discrimination des bâtiments. Nous rappelons que selon les objectifs formulés la méthode ne doit pas utiliser d'informations auxiliaires (informations sur l'altitude, etc.). Seuls les éléments obtenus à partir des images (bandes panchromatiques et multispectrales) peuvent donc être utilisés.

La diminution du bruit sur les images de variance apparaît tout d'abord comme une solution possible qui est de plus facile à mettre en œuvre.

L'élimination des erreurs dues à la présence de pelouses semble également être simple au niveau méthodologique.

Un autre élément apparaît dans la littérature pour discriminer les bâtiments des autres types d'occupation du sol : il s'agit de la présence de l'ombre (Liow et Pavidis, 1990 ; Irvin et Mckeown, 1989 ; Huertas and Neviata, 1988).

Les éléments proposés pour tenter d'améliorer les résultats de la méthode sont ***l'élimination du bruit sur les images de variance*** et ***l'apport d'informations additionnelles concernant la présence de végétation et d'ombre***. La section suivante traite de la méthodologie développée pour intégrer ces améliorations à la méthode existante.

4.4.2 Méthodologie

Des propositions ont été faites pour améliorer les résultats de la méthode d'extraction du bâti, en particulier à travers l'obtention d'informations sur la végétation et sur la présence d'ombre. L'objectif de cette section est, dans un premier temps, de présenter les méthodes mises en œuvre pour obtenir les informations d'intérêt et, dans un second temps, d'intégrer ces informations à la méthode existante.

En préalable, nous traitons brièvement de l'élimination du bruit sur les images de variance. Le bruit est éliminé par un simple seuillage des valeurs de variances. Le seuil doit être choisi assez haut afin de ne pas supprimer de l'information concernant les zones de changements. Les valeurs varient quelque peu d'une image à l'autre. Le seuillage doit être automatique. Nous avons donc effectués des tests afin de trouver une valeur qui s'adapte à l'ensemble des images. Ils nous ont conduit à effectuer un seuillage sur les 0,5 % des plus grandes valeurs.

4.4.2.1 Obtention des informations additionnelles

4.4.2.1.1 Obtention des informations sur la présence de végétation

Les informations sur la présence de végétation (estimation de masse végétale, état phénologique) sont obtenues à partir des indices de végétation (Caloz et Collet, 2001). Ces indices utilisent les propriétés spectrales de la végétation, en particulier les écarts de réflexion entre la bande rouge (faible réflexion) et la bande proche infrarouge (forte réflexion). Il existe différents indices de végétation. Le lecteur intéressé par cette question pourra trouver des informations dans (Caloz et Collet, 2001, Bannari *et al.*, 1995, Bonn et Rochon, 1992). Dans notre cas, nous utiliserons l'indice de la différence normalisée (NDVI¹) qui se calcule comme indiqué dans l'équation 9.. Le NDVI n'est pas selon Bannari *et al.*, (1997) l'indice le plus adapté aux milieux urbains pour les images HRS. Les autres indices n'ont cependant, à notre connaissance, pas été testés sur des images THRS. Le calcul des indices les plus performants nécessite de plus de connaître des informations sur l'atmosphère (Bannari *et al.*, 1997). Nous appuyons finalement notre choix par les propos de Caloz et Collet, (2001) qui indiquent « *qu'à l'usage, on s'aperçoit qu'il est souvent plus avantageux de s'appuyer sur un indice simple dont on connaît les limites plutôt que sur un indice complexe mais sujet à des influences difficiles à estimer* ».

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad \text{Équation 9}$$

Avec : PIR : réflectance dans la bande proche infrarouge ; R : réflectance dans la bande rouge

Le calcul du NDVI implique l'utilisation des bandes multispectrales. Afin de travailler avec les mêmes résolutions que la bande panchromatique nous avons opéré une fusion des bandes multispectrales. La fusion consiste à transformer la résolution spatiale des bandes multispectrales de manière à la ramener à celle de la bande panchromatique. Différentes méthodes existent, elles

¹ L'indice de la différence normalisée est plus connu sous l'appellation « NDVI » qui est l'acronyme anglophone de « Normalized Difference Vegetation Index »

ne seront pas traités ici. Le lecteur intéressé pourra trouver des informations dans Robinson et al, (2000); Ehlers (1991). Dans notre cas nous savons utilisé la méthode développée par He (2005). Cette méthode faisant l'objet d'une demande de brevet, elle ne peut être détaillée ici, les principes généraux sont présentés dans He (2004). La méthode comparée à d'autres méthodes existantes montre de meilleures performances au niveau de la conservation des valeurs spectrales He (2004). D'autres renseignements peuvent être trouvés dans (Usher, 2005).

Dans notre cas, on s'intéresse aux valeurs moyennes de NDVI sur des zones spécifiques (ce choix sera justifié postérieurement). Ces valeurs sont obtenues par filtrage. La figure 4.22 illustre le processus de calcul des informations concernant la végétation.

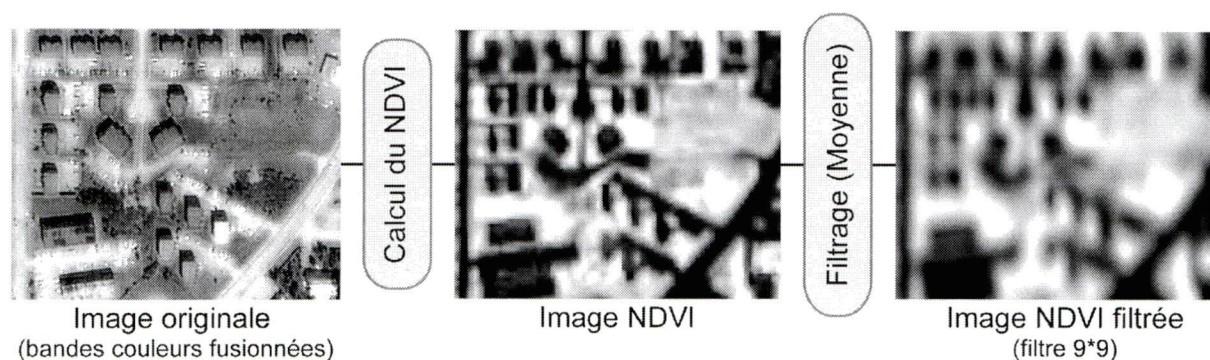


Figure 4.22 - Procédure de calcul des informations concernant la végétation

4.4.2.1.2 Obtention des informations sur la présence d'ombre

On se base ici sur l'hypothèse qu'un bâtiment génère une zone d'ombre, qui lui est accolée, dans la direction opposée à celle de l'éclairement solaire. Ceci implique, d'une part, d'extraire l'information sur l'ombre et, d'autre part, de mettre en relation cette information avec la présence de bâtiments.

Bien que des méthodes plus élaborées existent (Dare, 2005 ; Huertas and Neviata, 1988 ; Liow *et al*, 1990 ; Amani *et al*, 2003), l'extraction de l'information sur l'ombre est réalisée par simple seuillage des niveaux de gris sur la bande panchromatique. Nous justifions ce choix par le fait que l'extraction de l'ombre n'est qu'un élément annexe de notre méthodologie. L'extraction des zones d'ombre est identifiée comme un prétraitement qui incombe à l'opérateur. Dans le cas de la présence de cours d'eau, ces derniers devront être masqués afin de ne pas être confondus avec l'ombre.

Une fois les zones d'ombre extraites, l'information obtenue doit être mise en relation avec la présence de bâtiments. Les travaux antérieurs qui travaillent sur la relation entre la présence d'ombre et celle des bâtiments (Huertas and Neviata, 1988 ; Liow et Pavidis, 1990) s'appuient sur les propriétés géométriques de l'ombre. Ces travaux sont cependant réalisés à partir de

photographies aériennes qui montrent des résolutions plus fines que les images THRS. Dans le cas des images THRS, il semble difficile d'exploiter les propriétés géométriques de l'ombre, surtout dans le cas des petits bâtiments.

Nous nous limitons donc à quantifier la présence d'ombre en bordure de bâtiments dans la direction opposée au soleil. On utilise à cette fin les zones « corps » et « contours » préalablement définies. La direction du soleil est indiquée dans les méta-données par la valeur de l'angle azimutal solaire. À partir de là, la présence d'ombre en bordure des bâtiments est quantifiée par filtrage. Le type de filtre est spécifiquement défini pour cette opération, à partir des zones de contours. La figure 4.23 présente les filtres utilisés pour deux angles zénithaux solaires. Le choix du filtre s'explique par le fait que l'information sur la présence d'ombre doit être affectée, pour chaque taille et chaque orientation au pixel central. L'information sur la présence d'ombre peut ainsi être plus aisément associée aux valeurs de DRV.

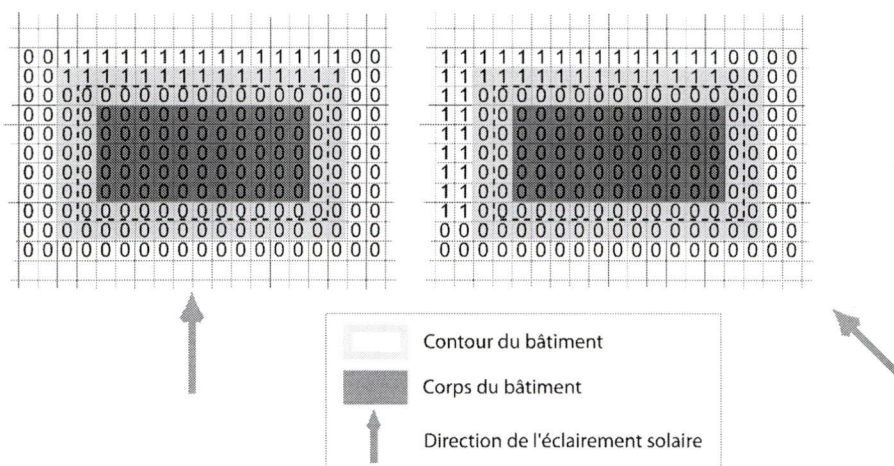


Figure 4.23 - Filtres utilisés pour la prise en compte de l'ombre

La valeur résultante (moyenne du nombre de pixels pondérés par la valeur 1) est attribuée au pixel central de la fenêtre, ce qui génère une nouvelle image. Cette image contient pour chacun des pixels, le nombre moyen de pixels contenant de l'ombre dans la direction opposée au soleil dans une zone située en bordure du bâtiment (c'est-à-dire « à cheval » entre la zone de contour et l'extérieur). Une image de ce type est calculée pour chaque taille et chaque orientation de bâtiment. Les valeurs contenues dans cette image s'échelonnent entre 0 et 1. La figure 4.24 présente l'ensemble de la procédure de calcul concernant la présence d'ombre en bordure de bâtiment.

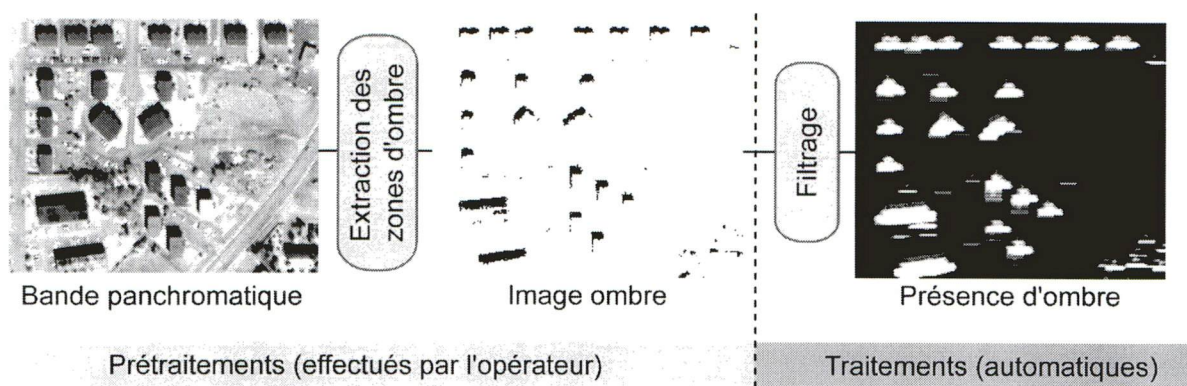


Figure 4.24 - Procédure de calcul des informations concernant la présence d'ombre

4.4.2.2 Intégration des informations additionnelles

Des informations additionnelles concernant la présence d'ombre et de végétation sont maintenant disponibles sous formes quantitatives. Nous disposons donc, pour chacun des pixels, de trois séries d'informations quantitatives : la valeur de DRV, la valeur moyenne du NDVI des pixels contenus dans la zone du « corps » du bâtiment et le nombre moyen de pixels contenant de l'ombre dans la zone située en bordure de bâtiment, sur la face opposée à celle de l'éclairement solaire.

La logique qui a sous-entendu le choix des informations additionnelles est la suivante : la présence forte de végétation ou/et l'absence d'ombre diminuent fortement la vraisemblance de la présence d'un bâtiment. L'intégration de ces informations peut donc aider à l'élimination d'une partie des erreurs de commission.

La signification des trois séries d'informations est cependant très différente. L'augmentation des valeurs de DRV traduit, en théorie, une augmentation des probabilités¹ d'appartenance à la classe « bâtie ». La présence de végétation indique (sauf exception) l'absence d'un bâtiment. Par contre, l'absence de végétation n'indique pas la présence d'un bâtiment, elle peut simplement confirmer cette présence si celle-ci a été identifiée par les autres informations. La présence d'ombre n'implique pas obligatoirement l'existence d'un bâtiment. L'appartenance à la classe bâtie ne peut donc être déterminée de manière binaire individuellement pour chacune des informations. Ceci implique que l'intégration des informations dans la méthodologie doit se faire en fonction du type d'information.

Une autre condition est ajoutée : elle est en relation avec l'objectif qui concerne la simplicité de la méthode et la transparence des éventuels paramètres de réglage. La combinaison des variables

¹ Dans l'ensemble de la section, ce terme sera employé dans son sens littéraire et non dans son sens mathématique (sauf indications contraires).

doit se faire de manière transparente et correspondre à un raisonnement logique accessible à l'utilisateur final.

Il faut donc choisir un mode de combinaison des informations qui respecte ces conditions.

4.4.2.2.1 Intégration des informations sur la végétation

Nous avons vu précédemment que si la présence de végétation diminue la probabilité de la présence d'un bâtiment, l'absence de végétation n'augmente pas de manière significative cette probabilité. Les milieux urbains comptent en effet de nombreux types d'occupation du sol qui ne comportent pas de végétation. Les informations sur la végétation peuvent donc être utilisées uniquement pour diminuer les erreurs de commission. En ce sens, elles sont intégrées à la méthode dans le but d'éliminer de l'analyse les zones qui contiennent de la végétation. L'intégration se fait sous la forme de construction d'un masque. L'objectif est d'obtenir de l'information sur des zones pouvant correspondre à des toitures et non pas sur des pixels individuels. Un filtrage moyen (9*9 pixels) est donc opéré. Le masque est construit par seuillage. Nous avons volontairement choisi un seuil élevé (0,3) car il est préférable de conserver des zones contenant de la végétation plutôt que d'éliminer de l'analyse des zones pouvant être bâties. La figure 4.25 présente la méthodologie de construction du masque.

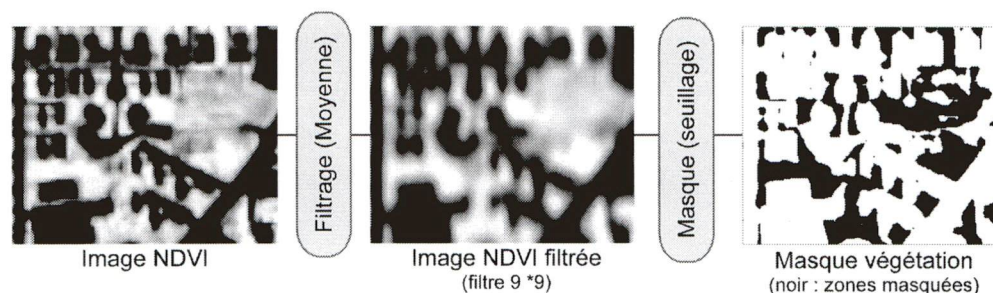


Figure 4.25 - Construction du masque sur la végétation

4.4.2.2.2 Intégration des informations sur l'ombre

Contrairement à l'information concernant la végétation, l'information sur l'ombre peut être *a priori* utilisée non seulement pour infirmer la présence d'un bâtiment (absence d'ombre), mais aussi pour confirmer cette dernière (présence d'ombre). Nous avons vu également que si les fortes valeurs de DRV traduisent la présence d'un bâtiment, le lien entre valeur de DRV et présence d'un bâtiment n'est cependant pas linéaire, comme d'ailleurs celui qui existe entre la présence d'ombre et celle d'un bâtiment. La hauteur du bâtiment, son orientation, la topographie du terrain influencent par exemple la taille de l'ombre.

Il existe donc, pour chacune des variables associées à chacune des informations, une incertitude dans la relation entre leur valeur numérique et l'appartenance à la classe « bâti ». La question de l'intégration des informations sur l'ombre revient donc à celle de la combinaison des variables en vue d'une classification. Dans notre cas la classification comporte uniquement deux classes : « bâti » et « non bâti ».

La question de la combinaison des variables et de la gestion de l'incertitude est une question importante dans les méthodes d'extraction d'objets. Baltavia (2004) indique que les approches les plus couramment employées dans les méthodes d'extraction du bâti sont l'approche Bayésienne, la théorie des évidences (théorie de Dempster-Shafer) et la logique floue.

Notre choix s'est porté sur la logique floue. L'utilisation de l'approche Bayésienne et de la théorie de Dempster-Shafer impliquent en effet la définition de probabilités¹ d'appartenance *a priori* (Mesev, 2003b). Dans notre cas cette appartenance est très difficile à déterminer puisque l'appartenance à la classe "bâti" est associée à des pixels et qu'à la fin du processus, l'identification du bâtiment se fait à partir d'un seul pixel. Le rapport entre le nombre de pixels de l'image et le nombre de bâtiments est donc très délicat, voire impossible à évaluer. Ces approches ne répondent pas non plus, selon nous, à l'objectif de simplicité et de transparence précédemment défini.

Pour ces raisons, nous proposons d'envisager une combinaison des règles par logique floue. La décision finale ne se fera toutefois qu'après une présentation théorique qui nous permettra de juger de l'adaptabilité de la combinaison des règles par logique floue à notre problématique.

4.4.2.3 Combinaison des règles par logique floue : aspects théoriques

La combinaison des règles par logique floue est liée tout d'abord à la théorie des sous-ensembles flous énoncée par Zadeh (1965).

La théorie classique des ensembles considère qu'un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble, les cas intermédiaires ne sont pas envisagés. La théorie des sous-ensembles flous considère quant à elle que l'appartenance d'un élément à un ensemble peut varier entre un minimum (l'élément n'appartient pas de manière certaine à l'ensemble) et un maximum (l'élément appartient de manière certaine à l'ensemble). Cette variation est traduite par le degré d'appartenance de l'élément au sous-ensemble flou (Godjevac, 1999 ; Klir and Folger 1988). Le degré d'appartenance varie généralement, mais pas obligatoirement, entre 0 (appartenance nulle) et 1 et peut prendre toutes les valeurs intermédiaires.

¹ Le terme est ici employé dans son sens mathématique.

Le degré d'appartenance doit être clairement distingué de la probabilité¹. À cet égard, nous utilisons un exemple présenté dans Bouchon-Meunier and Marsala (2003). Cet exemple suppose L (l'ensemble de tous les liquides) et L_p (le sous-ensemble flou des liquides potables) et deux bouteilles A et B. Sur la bouteille A figure la mention « *degré d'appartenance de A à $L_p=0,9$* », ce qui signifie que le contenu du liquide est proche d'un liquide potable. Sur la bouteille B il est écrit « *probabilité² que B appartienne à $L_p=0,9$* », ce qui signifie qu'après un grand nombre d'expériences, le liquide contenu dans la bouteille B, est potable pour 90 % des expériences. Il y a donc une chance sur 10 pour qu'il soit non potable.

La quantification par l'appartenance floue est mieux adaptée à des problèmes courants que la quantification booléenne, qui ne peut prendre que deux valeurs : vrai ou faux (Godjevac, 1999 ; Bonham-Carter, 1994 ; Klir and Folger1988). Elle a été logiquement employée pour la classification. La notion de « classe » remplace alors celle « d'ensemble ».

On peut prendre l'exemple de la classification d'individus en ensembles de tailles définis qualitativement (petit, moyen, grand). Dans certains cas (personnes très grandes ou très petites), la quantification booléenne ne pose pas de problème, par contre pour toutes les tailles intermédiaires elle semble inadaptée.

La classification par logique floue comporte trois étapes principales : la transformation des variables d'entrée en variables floues (fuzzification), la combinaison de ces variables pour obtenir en sortie l'appartenance aux classes et la transformation des degrés d'appartenance en grandeurs physiques (défuzzification).

4.4.2.3.1 La transformation des variables d'entrée en variables floues

Cette étape appelée « fuzzification » consiste à transformer les variables d'entrée (qui peuvent être de différentes natures), en variables floues pouvant être combinées entre elles. Cette étape répond à un double objectif : la modélisation de la relation entre les variables d'entrée et le degré d'appartenance et la standardisation des valeurs de sortie (indispensable à leur combinaison). Ceci se fait par le biais des fonctions d'appartenance.

Les fonctions d'appartenance transforment les variables d'entrées en variables floues (entre 0 et 1). Elles se basent sur la « formalisation » d'un raisonnement logique (Klir and Folger1988).

Nous illustrons le rôle des fonctions d'appartenance par l'exemple de la classification des personnes selon leur taille. L'appartenance à la classe « petite » est maximum jusqu'à une taille de 1,60 mètres (figure 4.26). Elle décroît ensuite régulièrement pour atteindre la valeur 0 à la

¹ Le terme est ici employé dans son sens mathématique.

² Le terme est ici employé dans son sens mathématique.

taille de 1,70 mètres. La même logique peut être utilisée pour « formaliser » l'appartenance aux classes « moyens » et « grands » (figure 4.26). Un individu mesurant 1,67 mètres aura par exemple un degré d'appartenance de 0,25 à la classe « petit », de 0,75 à la classe « moyen » et de 0 à la classe « grand ».

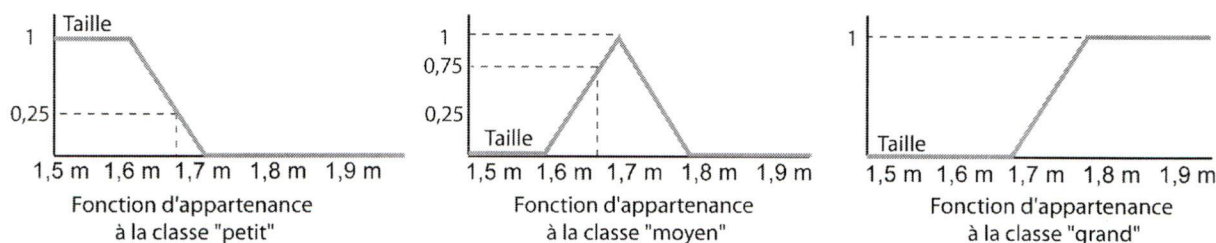


Figure 4.26 - Exemple de fonctions d'appartenance¹

Le choix des fonctions d'appartenance dépend du type de variable et de la problématique. Il nécessite donc une bonne connaissance du problème étudié. Les fonctions d'appartenance permettent de « traduire » les connaissances des experts en informations quantitatives utilisées dans la classification. La logique floue apparaît alors comme un outil performant de représentation des connaissances (An *et al.*, 1991).

4.4.2.3.2 La combinaison des variables

Une fois les variables d'entrée transformées en variables floues, il faut les combiner pour obtenir en sortie les degrés d'appartenance aux classes. Ceci se fait à l'aide d'opérateurs logiques (Bonham-Carter, 1994) à partir de règles formalisées par l'opérateur (Klir and Folger 1988). Ceci implique en premier lieu la *formalisation des règles* et, en second lieu, *le choix des opérateurs adaptés*.

La formalisation des règles est fonction des variables et de la problématique. Par exemple, un automobiliste arrivant devant un feu devra prendre en compte les critères suivants : la couleur du feu, sa vitesse et la distance qui le sépare du feu. Il formalise sa décision comme suit :

- si le feu est rouge... et si la vitesse est élevée... et si le feu est proche... alors freiner fort ;
- si le feu est rouge... et si la vitesse est faible ... et si le feu est loin ... alors maintenir la vitesse ;
- si le feu est vert... si la vitesse est faible... et si le feu est proche... alors accélérer ;
- si le feu est orange... si la vitesse est moyenne... et si le feu est loin... alors freiner doucement ;

Dans ce cas la formalisation des règles se fait à partir d'une logique « et ». D'autres logiques sont bien sûr possibles. La « traduction » des règles logiques en langage flou se fait à l'aide « d'opérateurs flous ». Les principaux opérateurs recensés par Bonham-Carter (1994) sont :

¹ Modifié de la source originale : <http://www.chez.com/bmantel/pages/logfloue.html>

minimum, maximum, le produit algébrique, la somme algébrique et l'opérateur gamma. Pour les définir nous considérons plusieurs séries de variables (A, B, C, etc...) et les fonctions d'appartenances correspondantes $\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots$

- L'opérateur « minimum » défini dans l'équation 10 est associé à l'opérateur logique « et » (on le trouve d'ailleurs parfois sous cette dénomination). Il est défini dans l'équation 10.

$$\mu_{\min} = \text{MIN} (\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots) \quad \text{Équation 10}$$

La combinaison des fonctions d'appartenance par cet opérateur revient à la conservation des valeurs minimums. Par exemple, dans le cas de trois valeurs d'appartenances (0,2, 0,6 et 0,8) issues respectivement des fonctions μ_A, μ_B et μ_C , la combinaison aboutit à la valeur 0,2. Ceci peut limiter la performance du processus de décision puisque seules les appartenances minimums sont conservées. Ceci est d'autant plus vrai dans le cas où une des fonctions génère des valeurs d'appartenance plus faibles, car cette fonction « contrôle » alors les résultats finaux.

- L'opérateur « maximum » défini dans l'équation 11 est associé à l'opérateur logique « ou » (on le trouve d'ailleurs parfois sous cette dénomination).

$$\mu_{\max} = \text{MAX} (\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots) \quad \text{Équation 11}$$

La combinaison des fonctions d'appartenance par cet opérateur revient à la conservation des valeurs maximums. En conservant le même exemple que précédemment, la combinaison aboutira à la valeur 0,8. Les problèmes dans la prise de décision apparaissent de la même manière que pour l'opérateur « minimum » mais sont inversés.

- L'opérateur « produit algébrique » défini dans l'équation 12 propose une combinaison qui prend en compte toutes les fonctions d'appartenance en multipliant les différentes valeurs d'appartenances les unes avec les autres.

$$\mu_{\text{produit.algébrique}} = \prod_{i=1}^n \mu_i \quad \text{Équation 12}$$

avec n : nombre maximal de fonction d'appartenance et $i=1,2,3,\dots,n$

Contrairement aux deux précédents opérateurs, toutes les valeurs issues de toutes les fonctions d'appartenance influencent le résultat final. Cependant, le fait de multiplier des valeurs inférieures à 1 a un effet « de diminution » sur les résultats (An *et al.*, 1991). Le résultat final est

en effet toujours plus petit que la plus petite valeur (sauf en cas d'égalité des valeurs). Par exemple la combinaison des valeurs 0,2, 0,6 et 0,8 par l'opérateur « produit algébrique » aboutit à la valeur 0,096.

- L'opérateur « somme algébrique » défini dans l'équation 13 prend également en compte toutes les fonctions d'appartenance.

$$\mu_{\text{somme.algébrique}} = \prod_{i=1}^n (1 - (1 - \mu_i)) \quad \text{Équation 13}$$

avec n : nombre maximal de fonction d'appartenance et $i=1,2,3,\dots,n$

Le type d'opération proposée a un effet « d'augmentation » sur les résultats finaux (An *et al.*, 1991). La combinaison des valeurs 0,2, 0,6 et 0,8 par l'opérateur « somme algébrique » aboutit à la valeur 0,936.

- L'opérateur « Gamma » défini dans l'équation 14 permet de compenser les effets « de diminution » et « d'augmentation » constatés pour les opérateurs « somme algébrique » et « produit algébrique » (An *et al.*, 1991).

$$\mu_{\text{gamma}} = (\text{somme algébrique})^\gamma * (\text{produit algébrique})^{1-\gamma} \quad \text{Équation 14}$$

La compensation des effets « de diminution » et « d'augmentation » se fait à partir du paramètre γ (choisi entre 0 et 1). Le choix d'un γ élevé aura tendance à diminuer les valeurs finales et inversement. Le choix de $\gamma=0$ revient au calcul du produit algébrique et le choix de $\gamma=1$ revient au calcul de la somme algébrique.

4.4.2.3.3 La défuzzification

Cette étape a pour objectif de transformer les valeurs résultantes de la combinaison des variables issues de différentes règles en variables de sorties. Elle est opérée selon différentes techniques :

- la technique de la moyenne pondérée calcule la moyenne des valeurs issues de chacune des règles de sortie. Une pondération peut être attribuée en fonction de la « validité » des règles (la validité est déterminée par l'utilisateur) ;
- la technique du centre de gravité consiste à calculer le centre de gravité des différents nuages de points correspondant aux classes issues des différentes règles.

Dans notre cas, nous n'avons affaire qu'à une seule règle, c'est pourquoi nous ne présentons pas en détail ces techniques.

La classification par logique floue apparaît comme une technique relativement simple qui permet de transformer, à partir de fonctions d'appartenances définies par l'utilisateur, des données de natures diverses et de rangs inégaux à des valeurs floues situées entre 0 et 1 qui traduisent des degrés d'appartenance aux classes. Ces valeurs sont ensuite combinées entre elles, à partir de règles simples formulées par l'utilisateur et par l'emploi d'opérateurs flous. Les valeurs floues résultantes peuvent finalement être transformées en grandeurs physiques. Dans le cas où plusieurs règles sont générées, des techniques de combinaison de règles sont utilisés. La classification par logique permet donc la standardisation et la combinaison de données de différentes natures et de différents rangs. Elle apporte une souplesse par rapport à la logique classique dans la prise en compte de l'incertitude (Tong-Tong, 1995). Elle fournit de plus un outil transparent et adaptable de description des données et permet de transcrire dans un langage approprié les connaissances des experts (Bonham-Carter, 1994 ; An *et al.*, 1991). Elle apparaît donc bien adaptée à notre problématique.

4.4.2.4 Combinaison des règles par logique floue : aspects méthodologiques

4.4.2.4.1 Définition des fonctions d'appartenance

L'objectif est ici de définir les fonctions d'appartenance à associer aux variables « DRV » et « ombre » afin de transformer ces variables en variables floues. La définition des fonctions d'appartenance se fait à partir de la « formalisation » d'un raisonnement logique (Klir and Folger 1988). Dans notre cas nous associerons à ces raisonnements des tests effectués sur les différentes variables, en particulier pour le choix des valeurs seuils.

• Définition de la fonction d'appartenance associée au DRV

L'augmentation des valeurs de DRV traduit l'augmentation de la vraisemblance de la présence d'un bâtiment. Cette formulation générale doit cependant être affinée. À cet égard, nous nous basons sur l'analyse des histogrammes des valeurs de DRV obtenues pour 3 extraits d'image Ikonos (extraits 1,2,3 figure 4.5, section 4.3.2) et un extrait d'image Quickbird (extrait K section 5.2.2.1).

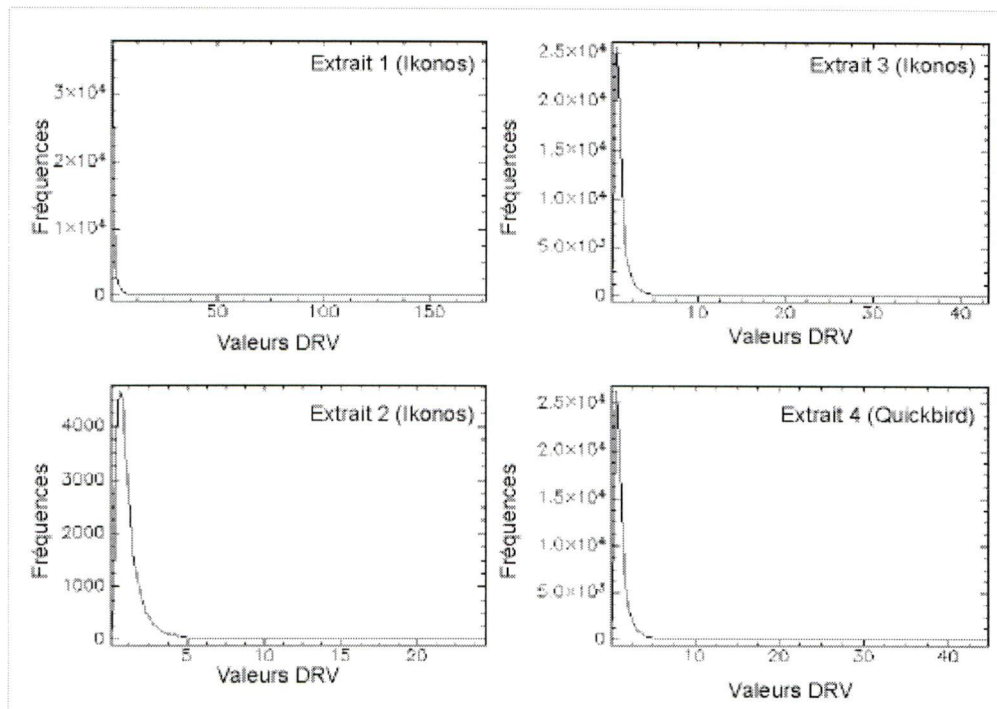


Figure 4.27 - Exemples d'histogrammes des valeurs de DRV

L'analyse des histogrammes fait ressortir trois points principaux :

- le pic de l'histogramme se situe dans tous les cas proches de la valeur 1 qui correspond à une variance égale pour les zones « corps » et « pourtour ». Il est normal que de nombreux pixels de l'image soient proches de cette situation ;
- la grande majorité des pixels montrent des valeurs de DRV inférieures à 4,5 ce qui correspond à des faibles écarts entre les variances des zones « corps » et « pourtour » et donc à des types quelconques d'occupation du sol ;
- les valeurs maximums vont de 24,8 (extrait 2) à 169,7 (extrait 1). On peut noter cependant dans la majorité des cas, les valeurs maximums se situent dans une fourchette allant de 20 à 50. C'est donc dans cette fourchette de valeurs que se situent les bâtiments. Il apparaît cependant qu'à partir d'une valeur seuil, on atteint un « maximum de vraisemblance » pour l'appartenance des pixels à la classe « bâti ». Cette valeur seuil (24) a été déterminée après de nombreux tests effectués sur différents extraits Ikonos et Quickbird.

Il apparaît donc, au vu de cette analyse, qu'en dessous de 4,5, les valeurs de DRV ne sont pas associées à la présence d'un bâtiment et qu'au-dessus de 24, l'accroissement des valeurs ne signifie plus un accroissement des probabilités d'appartenance à la classe bâtie. Le choix de ces seuils peut bien sûr être discuté car il résulte d'une approche « par entraînement ». Nous justifions ce choix par le fait que des tests effectués avec des valeurs proches donnaient des

résultats similaires. Par contre, des variations importantes de ces seuils se traduisaient par une diminution des résultats.

Ces analyses nous permettent d'affiner la formulation du comportement du DRV relativement à la présence de bâtiment. Il apparaît en effet que l'augmentation des valeurs de DRV traduit l'augmentation de la probabilité de la présence d'un bâtiment non pas de manière linéaire, mais dans une fourchette restreinte de valeurs, comprises entre 4,4 et 24.

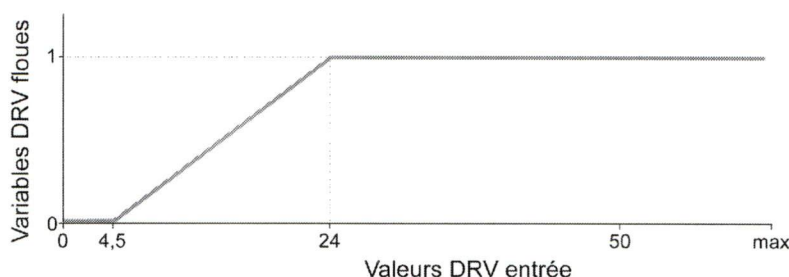


Figure 4.28 - Définition de la fonction d'appartenance associée à la variable « DRV »

• Définition de la fonction d'appartenance associée à l'ombre

La variable « ombre » est plus facile à analyser. Cette variable prend des valeurs qui s'échelonnent entre 0 et 1 (cf. 4.4.2.1.2). La valeur 0 correspond à l'absence d'ombre en bordure de bâtiments (direction opposée au soleil) et la valeur 1 à une présence d'ombre maximum.

L'ombre générée par un bâtiment est fonction de nombreux paramètres comme la hauteur du bâtiment, son orientation, la topographie du terrain (Amani *et al.*, 2003). Il n'est donc pas possible de relier de manière linéaire la présence d'ombre et celle d'un bâtiment, ceci d'autant plus que l'extraction des zones d'ombre peut être incomplète (cf. 4.4.2.1.2). La figure 4.29 illustre les écarts existants entre l'extraction de l'ombre pour différents bâtiments.

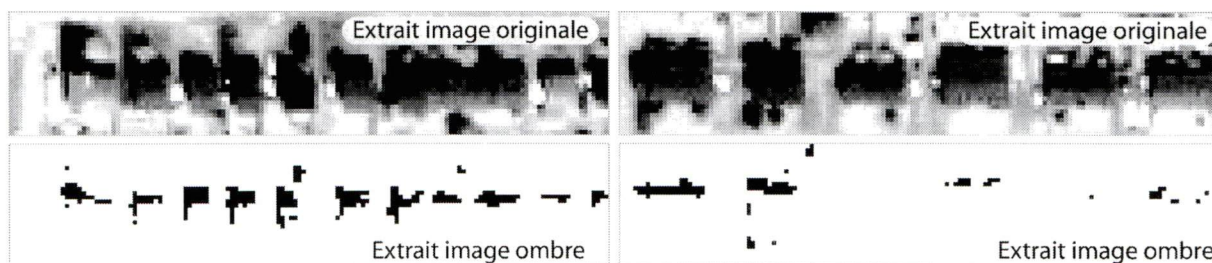


Figure 4.29 - Exemples d'extraction des zones d'ombre

Ces observations nous conduisent à formaliser la relation ombre/bâtiment de la manière suivante : la présence d'ombre, même très faible, peut confirmer la présence d'un bâtiment, et ce, de manière croissante. Cependant, à partir d'une certaine valeur, l'augmentation de la présence d'ombre n'est plus en relation avec la probabilité d'existence d'un bâtiment (elle est fonction des caractéristiques du bâtiment et de son environnement : hauteur, orientation, topographie, etc.). Le

choix du seuil, opéré « par entraînement » a abouti à une valeur de 0,5. Nous construisons à partir de cette formalisation la fonction d'appartenance associée à la variable « ombre »

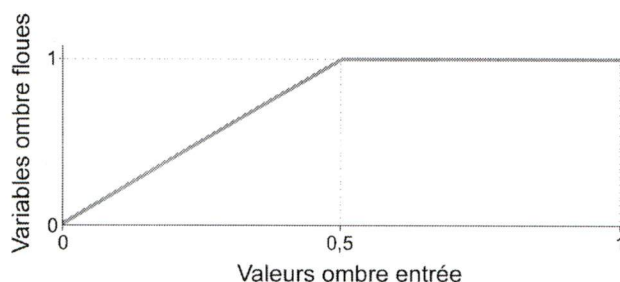


Figure 4.30 - Définition de la fonction d'appartenance associée à la variable « ombre »

4.4.2.4.2 La combinaison des variables

Une fois les fonctions d'appartenance définies, il faut les combiner pour obtenir les degrés d'appartenance aux classes. Cette combinaison se fait à l'aide d'opérateurs logiques (Bonham-Carter, 1994). La présentation des opérateurs (*cf.* section 4.4.2.1.2) nous incite à choisir l'opérateur « Gamma ». Nous justifions ce choix par le fait que, contrairement aux opérateurs « maximum » et « minimum », il considère toutes les variables pour le calcul du résultat final. Il présente également l'avantage, par rapport aux opérateurs « somme algébrique » et « produit algébrique » de compenser les effets « de diminution » et « d'augmentation » grâce à un paramètre de « réglage » (γ). Cet opérateur permet donc implicitement d'attribuer des « niveaux de confiance » aux différentes variables floues (An *et al.*, 1991). Il est de plus possible, en faisant varier γ de « transformer » l'opérateur « Gamma » en opérateur « produit algébrique » (choix de $\gamma=0$), ou en opérateur « somme algébrique » (choix de $\gamma=1$), ce qui revient donc à tester trois opérateurs en un.

La littérature (Bonham-Carter, 1994 ; An *et al.*, 1991) ne donne pas d'indication précise sur le réglage du paramètre « γ ». Dans leur étude, An *et al.* (1991) ont choisi une valeur de 0,975 sans toutefois donner de justification.

Dans notre cas, le choix est réalisé par « entraînement » à partir de tests effectués sur six extraits d'images issus de l'image Ikonos support d'étude (les extraits seront présentés dans le chapitre 5). Pour chacun des extraits, nous avons fait varier la valeur de γ (variation de 0 à 1 avec un pas de 0,1) afin de comparer les résultats (utilisation des vérités terrain). Ces tests ont abouti au choix de $\gamma=0,5$. Le tableau 4.5 compare, pour chacun des extraits, le taux de bonne identification (BC) maximal obtenu (la signification exacte sera expliquée dans le chapitre 5) pour l'ensemble des valeurs γ et celui obtenu avec $\gamma=0,5$. Les taux de bâtiments reconnus (R) sont également reportés. On observe que les résultats obtenus avec $\gamma=0,5$ ne correspondent pas systématiquement aux

valeurs maximales, mais qu'ils donnent, dans tous les cas, des résultats proches de ces mêmes valeurs.

Tableau 4.5 - Réglage du paramètre γ

Extraits image	A		B		D		E		G		I	
	BC	R	BC	R	BC	R	BC	R	BC	R	BC	R
Valeurs maxi obtenues (variation de γ : 0 à 1)	93	83	87,5	95,5	68	80	73	86	72	70	91	92
Valeurs obtenues pour $\gamma = 0,5$	93	83	87,5	95,5	67	82	70	85	70	74	91	92

Avec BC : taux de bonne classification (%) ; R : taux de bâtiments reconnus (%)

• Obtention des valeurs d'appartenance

Nous avons défini les fonctions d'appartenance ainsi que le type de combinaison des règles (opérateur gamma), ce qui permet d'obtenir les valeurs d'appartenance à la classe « bâti ». Dans la méthodologie « ancienne version » (qui n'intégrait pas les informations sur l'ombre et la végétation) l'identification des bâtiments était réalisée à partir des valeurs de DRV. Cette identification est cette fois réalisée à partir des valeurs d'appartenances issues de la combinaison des variables « DRV » et « présence d'ombre » (figure 4.31).

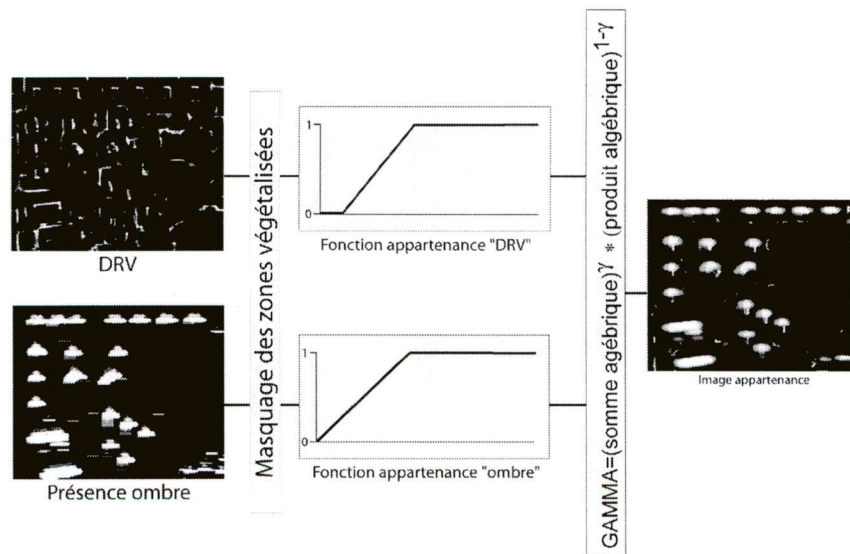


Figure 4.31 - Combinaison des variables « ombre » et « DRV » par logique floue

L'extraction des maxima locaux est donc opérée sur les valeurs d'appartenances. Elle permet d'obtenir une série de points correspondant à des « bâtiments candidats ». L'identification finale

est réalisée par seuillage de ces valeurs. Comme dans la méthodologie « ancienne version », ce seuillage est laissé au choix de l'utilisateur afin de lui permettre de « contrôler » le type d'erreur. L'opérateur privilégiant l'identification de tous les bâtiments choisira un seuil élevé, à l'inverse, l'opérateur cherchant un minimum d'erreur de commission choisira un seuil bas, quitte à diminuer le nombre de bâtiments reconnus. La procédure de reconstruction n'est pas modifiée par rapport à la méthodologie « ancienne version ».

4.5 Synthèse

Cette section avait pour objectif l'amélioration de la méthode d'extraction des bâtiments. Cette amélioration a été réalisée par intégration d'informations sur la végétation et sur la présence d'ombre. L'information sur la végétation est intégrée par le biais d'un masque sur les zones végétalisées. L'information sur la présence d'ombre est, quant à elle, combinée aux valeurs de DRV (utilisation de la logique floue). Cette combinaison aboutit à l'obtention de valeurs d'appartenance qui sont utilisés dans la phase d'identification des bâtiments. La reconstruction est opérée comme précédemment grâce aux informations concernant la taille et l'orientation des bâtiments. L'ensemble de la méthodologie est illustrée sur la figure 4.32.

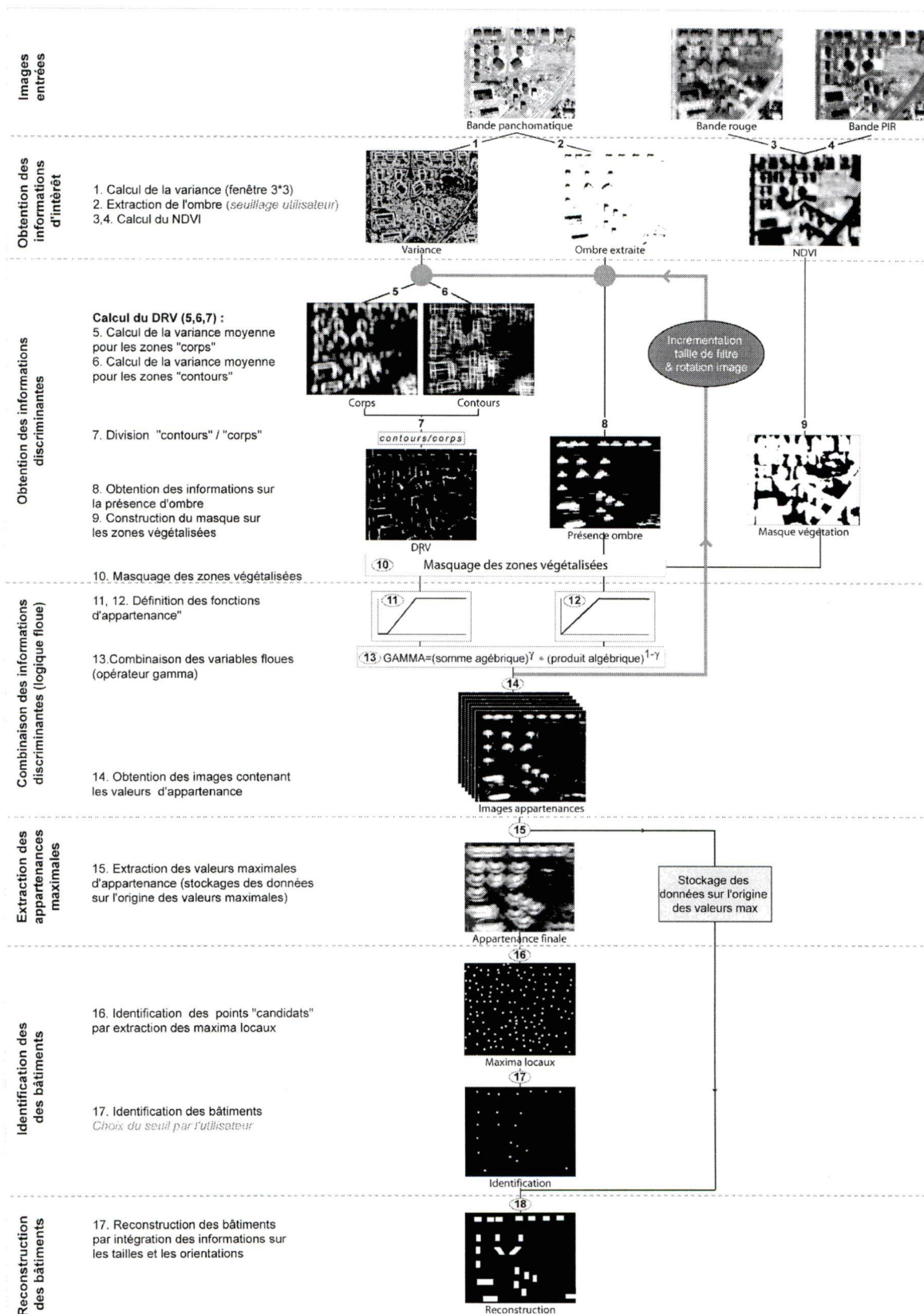


Figure 4.32 - Présentation de l'ensemble de la méthodologie

CHAPITRE 5

RÉSULTATS ET PERSPECTIVES

L'objet de ce chapitre est de présenter et d'analyser les résultats obtenus. Nous proposerons ensuite quelques pistes pour améliorer la méthode ainsi que des perspectives d'application.

5.1 Présentation des résultats

Dans cette présentation, nous aborderons tout d'abord les aspects méthodologiques avant d'évaluer quantitativement les résultats.

5.1.1 Taille et localisation des extraits

Les évaluations ont été réalisées à partir d'extraits d'images dont les tailles varient entre 266 par 218 pixels et 516 par 410 pixels. La taille réduite des extraits s'explique par les limites actuelles de traitements qui ne permettent pas d'analyser des images de tailles beaucoup supérieures à 500 par 500 pixels. Précisons que ces limites sont dues uniquement à une mauvaise optimisation du programme qui alourdit les traitements. Elles pourraient donc être surmontées par l'optimisation du programme par un spécialiste.

Nous avons choisi 9 extraits d'images situés en différents points de la ville (figure 5.1) et représentant différents types de bâtiments. Une évaluation effectuée sur l'ensemble de l'image aurait bien sûr été préférable. Les extraits choisis montrent cependant un nombre important de bâtiments (612 au total) de tailles, de formes et de couleurs différentes, représentatifs de la grande majorité des bâtiments de la ville. Le nombre de bâtiments et leur représentativité sont, selon nous, suffisants pour valider les résultats de la méthode. La figure 5.1 présente la localisation approximative des extraits d'images.

5.1.1.2 Mode d'application

Comme nous l'avons vu précédemment, la méthode a été codée en langage IDL, ce qui permet une automatisation quasi-complète des traitements (l'algorithme est présenté en annexe 4)¹. Les images d'entrées nécessaires pour chacun des extraits sont : la bande panchromatique (calcul de la variance), les bandes fusionnées rouge et proche infrarouge (calcul du NDVI) et l'image de l'ombre extraite à partir de la bande panchromatique. À partir de là, l'utilisateur doit entrer au clavier une taille minimum et une taille maximum de bâtiment qui seront prises en compte par l'algorithme. En fin de processus, l'algorithme demande une valeur de seuil d'appartenance (située entre 0 et 1) à partir de laquelle il fournit une image « identification » et une image « reconstruction ».

¹ Cette remarque s'applique uniquement aux exemplaires destinés aux membres du jury.

En plus de la procédure de calcul, nous avons automatisé la procédure de vérification des résultats. Ceci nécessite des entrées supplémentaires : une image de référence (vérité terrain) et le nombre de bâtiments présents sur cette vérité terrain. La procédure permet d'obtenir des résultats pour différentes valeurs de seuil, ce qui donne la possibilité d'apprécier leur influence.

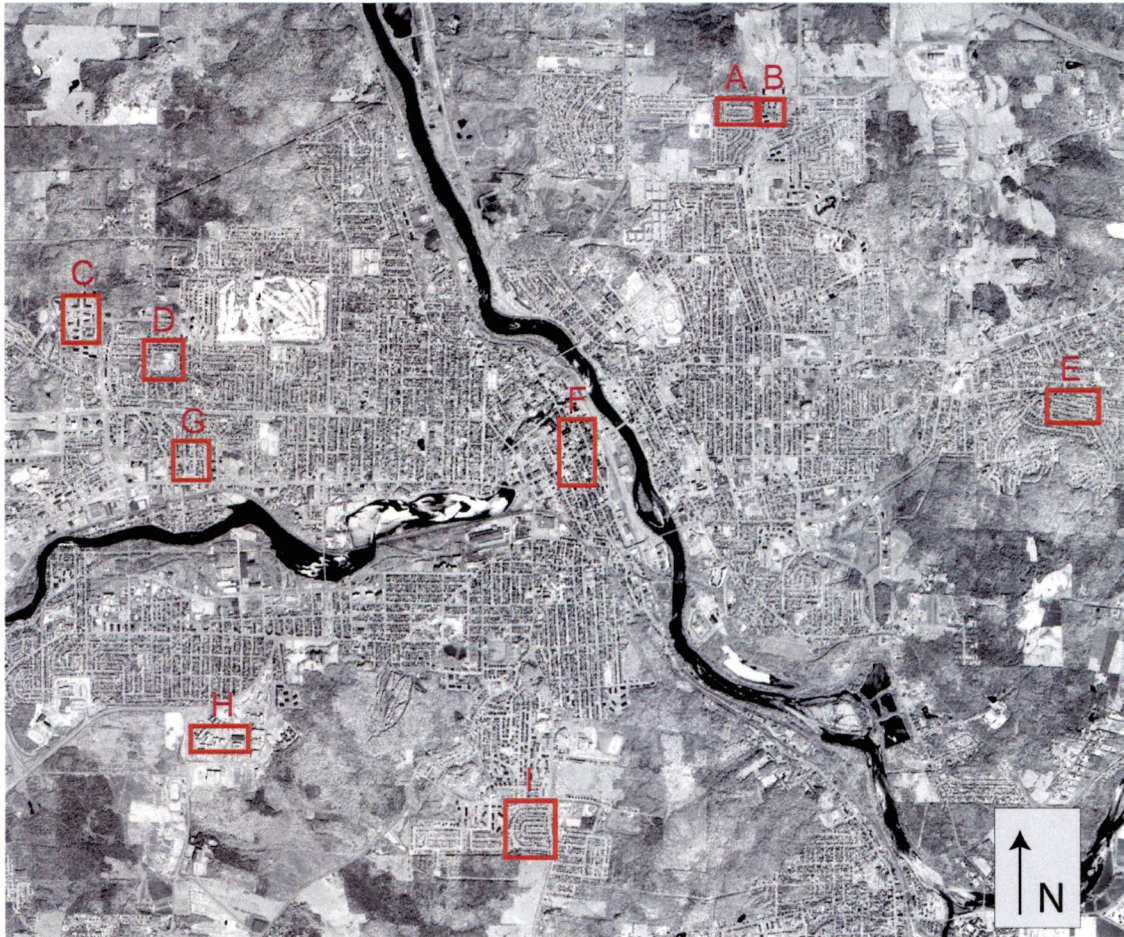


Figure 5.1 - Localisation des extraits d'image

5.1.1.3 Méthode d'évaluation

Dans cette section, nous traitons de la construction des images de référence, du niveau et du type d'évaluation ainsi que de l'influence du choix du seuil.

- Construction des images de référence

Comme dans les sections précédentes, l'évaluation est réalisée à partir d'une méthode « empirique par qualité comparée » (cf. 3.3.1) à partir d'une vérité terrain. Dans le cas de l'image Ikonos de Sherbrooke, nous disposons d'une vérité terrain issue de la couche « bâtiments » du S.I.G de la municipalité. Cependant, comme nous l'avons vu précédemment (cf. 3.1), la localisation exacte des bâtiments sur l'image peut varier en fonction du relief et/ou de la hauteur

des bâtiments. Il existe donc des écarts entre la position des bâtiments sur l'image et la position des bâtiments sur la vérité terrain. Ces écarts ne sont pas très importants, mais interdisent néanmoins d'utiliser telle quelle la vérité terrain pour l'évaluation des résultats. Pour remédier à ce problème nous avons dû soit corriger géométriquement les extraits d'images à partir de la vérité terrain, soit quand la correction s'avérait trop imprécise, reconstruire une vérité terrain par photo-interprétation.

• Niveau d'évaluation

L'algorithme fournit deux niveaux de résultats : le niveau de *l'identification* et le niveau de la *reconstruction*. Au niveau de l'identification, l'algorithme identifie la présence d'un bâtiment en le « marquant » d'un (ou de plusieurs) point(s). Au niveau de la reconstruction, l'algorithme reconstruit les bâtiments à partir des informations sur la taille et sur l'orientation (cf. 4.3.4.4). Les caractéristiques spatiales des bâtiments (tailles, formes, orientations) peuvent alors être analysées. L'évaluation quantitative ne se fera qu'au niveau de l'identification. L'évaluation de la phase de reconstruction est en effet difficile à mettre en place. Le nombre et la diversité des erreurs possibles (tailles, formes, positions, orientations) obligerait en effet à un grand nombre de critères de vérification. La signification globale apparaîtrait alors très difficile à évaluer. Les résultats de la phase de reconstruction seront donc évalués qualitativement.

• Type d'évaluation (phase d'identification)

En télédétection, l'évaluation des résultats des classifications se fait généralement à partir d'une matrice de contingence (Girard et Girard, 1999). Ce type d'évaluation compare le nombre de pixels de l'image classifiée et ceux de l'image de référence. La qualité globale de la classification est évaluée à partir de la qualité de classification de chacune des classes.

Dans notre cas, nous avons affaire uniquement à deux classes (bâti et non bâti) dont l'une (non bâti) est très largement majoritaire. L'identification des bâtiments se fait à partir de pixels isolés. Le nombre de pixels représentant les erreurs de commission est donc insignifiant par rapport au nombre total de pixels représentant la classe « non bâti ». Le taux de bonne classification de la classe « non bâti » n'a donc pas de sens. Dans notre cas, nous avons affaire à trois séries de données : le nombre de bâtiments présents sur l'image de référence, le nombre de pixels identifiés par l'algorithme et le nombre de pixels de l'image. Les indicateurs issus de la matrice de contingence ne sont donc pas pertinents pour refléter la qualité de l'identification des bâtiments. Pour remédier à ce problème, nous avons choisi d'évaluer les résultats de la phase d'identification à partir de trois indicateurs qui permettent d'obtenir une vision globale des résultats :

- **le taux de bâtiments reconnus** : exprimé en pourcentage, il correspond au nombre de bâtiments reconnus sur le nombre total de bâtiments présents sur l'image de référence,

- **le taux d'erreur de commission** : exprimé en pourcentage, il correspond au nombre de points ne correspondant pas à un bâtiment sur le nombre total de points identifiés par l'algorithme,

- **le taux de bonne identification** : exprimé en pourcentage, il correspond au nombre de points correspondant à un bâtiment sur le nombre total de points identifiés par l'algorithme,

Nous illustrons notre propos par l'exemple d'un extrait dont la vérité terrain compte 10 bâtiments et pour lequel l'algorithme identifie 11 points dont 8 sont situés sur des bâtiments (8 bâtiments reconnus, 3 erreurs de commission, 2 bâtiments non reconnus). Les différents taux obtenus sont alors :

- taux de bâtiments reconnus : $(8 * 100) / 10 = 80 \%$,

- taux d'erreur de commission : $(3 * 100) / 11 = 27,3 \%$,

- taux de bonne identification : $(8 * 100) / 11 = 72,7 \%$.

Les significations des taux d'erreurs de commission et de bonne identification sont redondantes. Pour les interprétations, nous nous baserons donc essentiellement sur le taux de bâtiments reconnus et sur le taux de bonne identification qui donnent à eux deux une vision globale des performances de la méthode.

• Influence du seuillage final

Afin d'éviter les confusions entre les différents seuils et paramètres utilisés, nous rappelons que la procédure d'identification nécessite tout d'abord une valeur pour le paramètre γ , utilisée pour la combinaison des variables floues par l'opérateur gamma (cf. 4.4.2.2.2), puis un seuil pour l'identification qui constitue l'étape finale de la procédure.

La valeur du **paramètre** γ a été fixée, dans un souci de généralisation de la méthode à 0,5. Cette valeur unique est donc utilisée pour chacun des extraits.

Le choix du **seuil final** concerne, quant à lui, les points « maxima locaux » extraits de l'ensemble des valeurs d'appartenance (la valeur de ces points est donc située entre 0 et 1). Le choix de ce seuil est confié à l'opérateur. Comme cela a déjà été précisé, nous avons choisi de confier ce seuillage à l'opérateur afin de lui permettre de maximiser les résultats en « contrôlant » le type d'erreur. Les résultats présentés dans la section suivante correspondent aux valeurs de seuil les mieux adaptées.

Le mode de représentation des résultats est la superposition des points obtenus par la phase d'identification (points blancs) à la vérité terrain (les bâtiments sont indiqués par les rectangles noirs). Ce type de représentation est généralisé à l'ensemble des résultats.

La figure 5.2 illustre l'influence du choix du seuil final sur les résultats dans le cas de l'extrait A. Elle montre que la diminution du seuil a pour effet d'augmenter les taux de bâtiments reconnus, mais également de diminuer les taux d'erreur, de bonne identification. Cet exemple illustre l'influence du seuil final sur les résultats de la phase d'identification (et par extension de la phase de reconstruction).

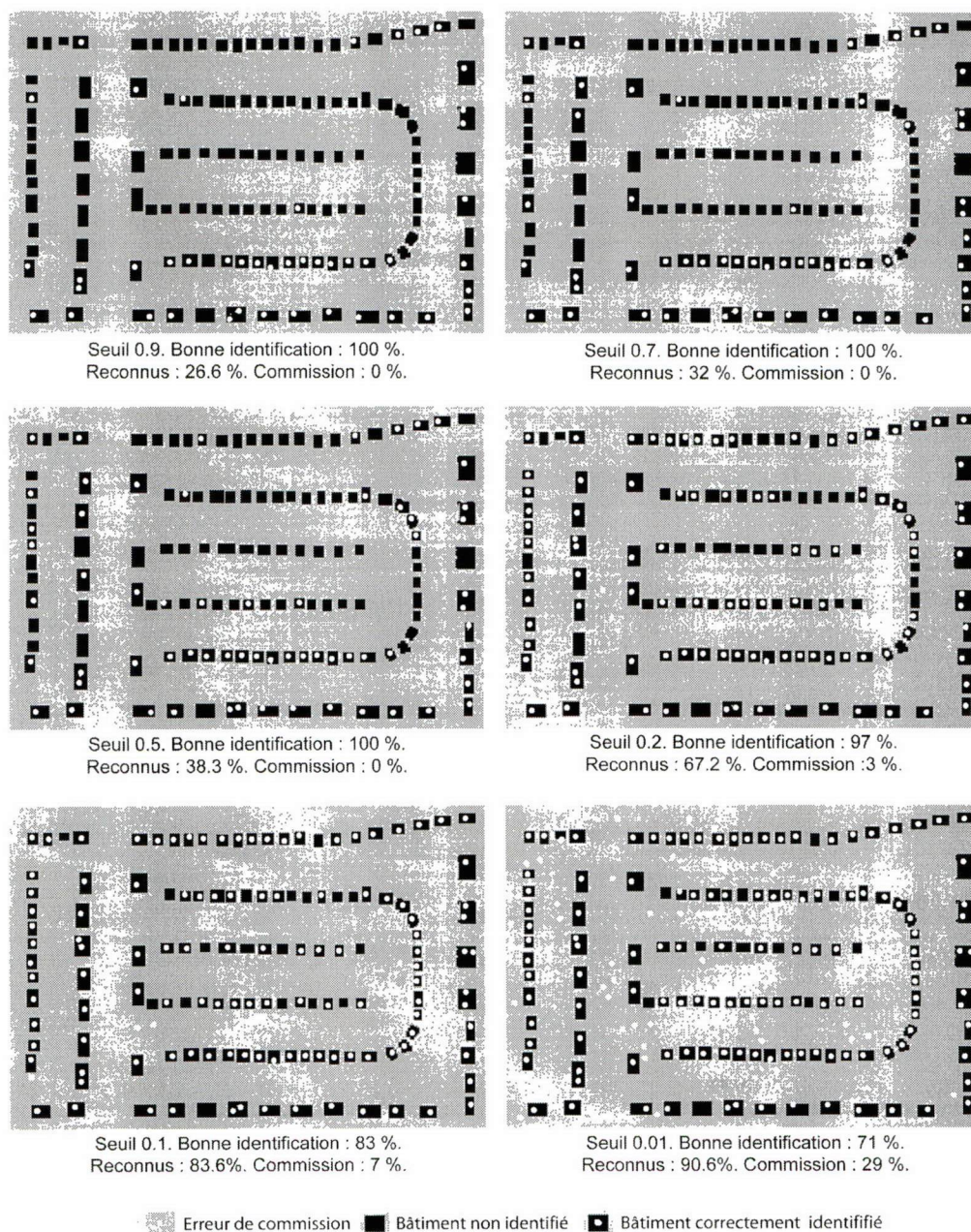


Figure 5.2 - Influence du choix du seuil sur les résultats

5.1.2 Résultats

5.1.2.1 Application à l'image de Sherbrooke

Pour chacune des 9 zones sélectionnées, nous décrivons brièvement les types de bâtiments. Nous présentons ensuite les résultats de la phase d'identification (points identifiés superposés à la vérité terrain) et les résultats de la phase de reconstruction (image des bâtiments reconstruits). Nous indiquerons également, pour chacun des extraits, le nombre de bâtiments, le taux de bâtiments reconnus, le taux d'erreur de commission et le taux de bonne identification. Pour une meilleure lisibilité, une page sera consacrée à chacun des 9 extraits.

• Résultats :extrait A

Cet extrait montre une zone d'habitation située dans le Nord-Est de la ville (figure 5.1). Les bâtiments sont de types « individuels » ou « petits collectifs » et sont organisés régulièrement le long des rues. Les toitures sont plates ou inclinées et sont composées de différents matériaux (bardeau, tuiles, etc.).

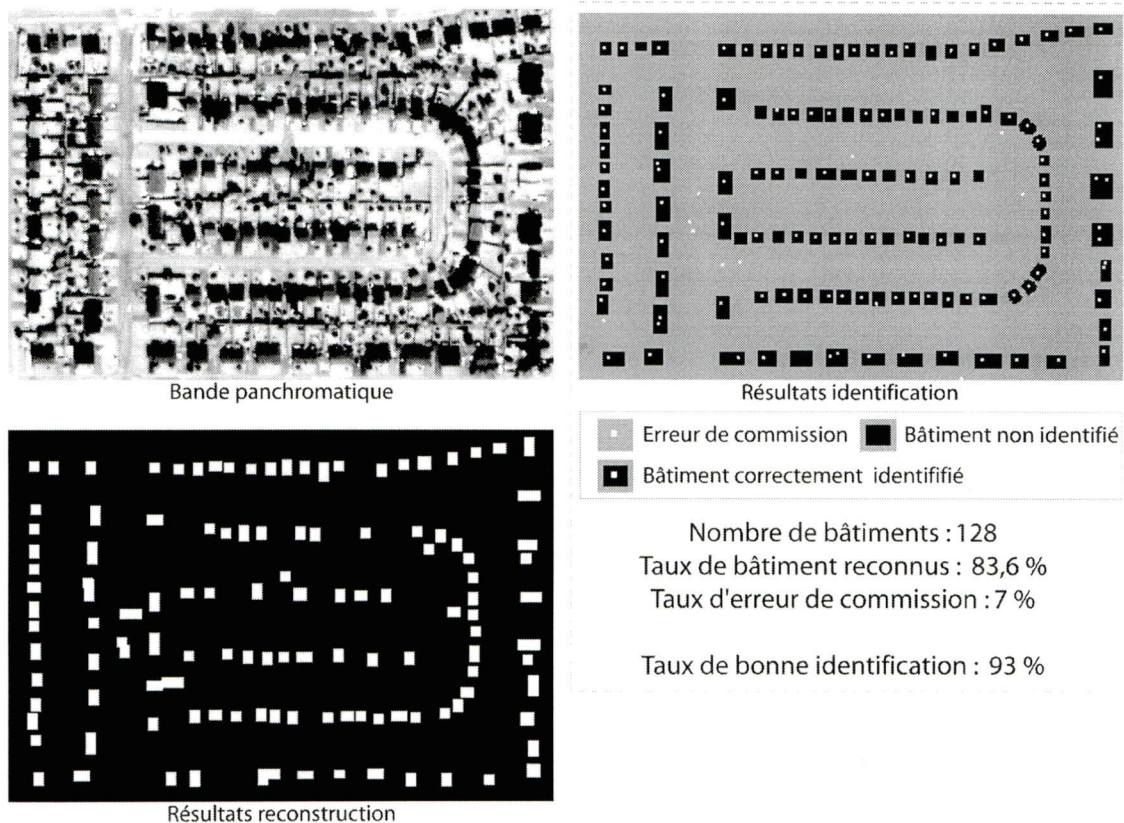


Figure 5.3 - Résultats extrait A

Les résultats obtenus pour la phase d'identification sont très satisfaisants. Les taux de bâtiments reconnus et de bonne identification sont élevés (respectivement 83,6 % et 93 %). Les erreurs de commission sont peu nombreuses : elles correspondent essentiellement à des routes. Les erreurs d'omission concernent particulièrement les maisons de petite taille situées dans la zone centrale. Une analyse par photo-interprétation montre que ces dernières ne se distinguent pas toujours très nettement.

Les résultats de la phase de reconstruction sont plutôt bons. Ils montrent cependant des erreurs dans la taille et l'orientation des bâtiments, en particulier pour les quatre bâtiments d'habitats collectifs alignés de bas en haut, sur la droite de l'image. Ces bâtiments sont souvent identifiés comme deux petits bâtiments dont l'orientation peut être horizontale.

• Résultats : extrait B

Cet extrait montre des habitats collectifs de tailles moyennes et grandes montrant différentes orientations. Il est situé dans le Nord Est de la ville (figure 5.1). Les toitures montrent différentes couleurs, mais sont assez homogènes mises à part celles des grands bâtiments situés en bas à gauche de l'extrait.

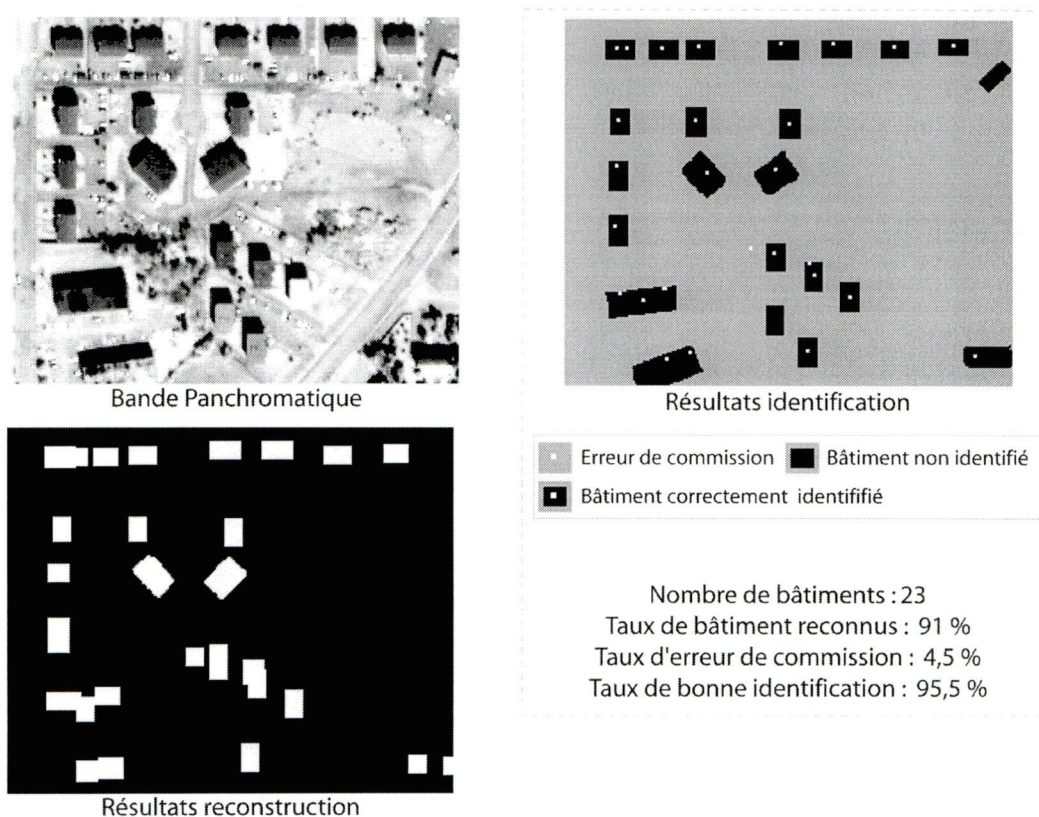


Figure 5.4 - Résultats extrait B

Avec un taux de bâtiments reconnus de 91 % et une bonne identification de 95,5 %, on peut dire que les résultats sont très satisfaisants. Deux des 23 bâtiments n'ont pas été reconnus, le premier (en haut à droite de l'image montre une orientation qui n'est pas prise en compte par l'algorithme, ce qui peut expliquer l'omission. Celle-ci est plus difficile à expliquer dans le cas du second bâtiment.

Les résultats de la phase de reconstruction montrent des erreurs dans la taille et d'orientation mais sont dans l'ensemble assez bons. Les deux bâtiments situés en bas à gauche sont identifiés comme plusieurs petits bâtiments. Ceci s'explique par le fait que la taille de ces bâtiments n'a pas pu être prise en compte (limite due à l'algorithme). Ce phénomène se retrouvera pour certains autres extraits.

• Résultats extrait C

Cet extrait contient des bâtiments d'habitats collectifs de grandes tailles (environ 20 * 80 m) qui montrent différentes orientations. Il est situé dans la partie Ouest de la ville (figure 5.1). L'homogénéité de la couleur des toitures est généralement perturbée par des éléments indéterminés.

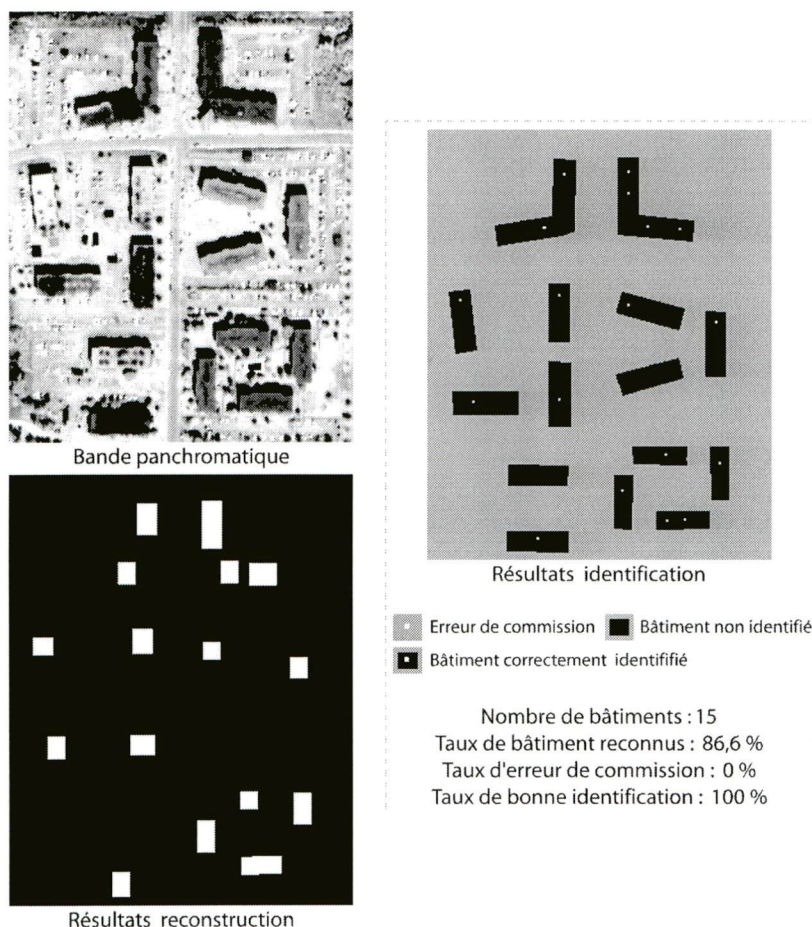


Figure 5.5 - Résultats extrait C

Les résultats de l'identification sont satisfaisants (taux de bâtiments reconnus : 86,6 % ; taux de bonne identification : 100 %). Deux des 15 bâtiments n'ont pas été reconnus. Aucune erreur de commission n'est présente.

Les résultats de la phase de reconstruction sont beaucoup moins satisfaisants. Les bâtiments sont reconstruits comme des bâtiments de plus petites tailles. Ceci s'explique par le fait que la taille réelle des bâtiments, n'a pu être prise en compte (limite due à l'algorithme). De ce fait, beaucoup des bâtiments sont reconstruits comme plusieurs bâtiments. La limite de taille due à l'algorithme apparaît ici comme une limite importante dans la qualité des résultats de la phase de reconstruction.

• Résultats extrait D

Cet extrait contient des bâtiments d'habitats qui montrent une grande diversité dans les tailles, les couleurs de toitures et les formes. Certaines toitures, très sombres, se confondent avec les zones d'ombre. L'extrait est situé dans la partie Ouest de la ville (figure 5.1)

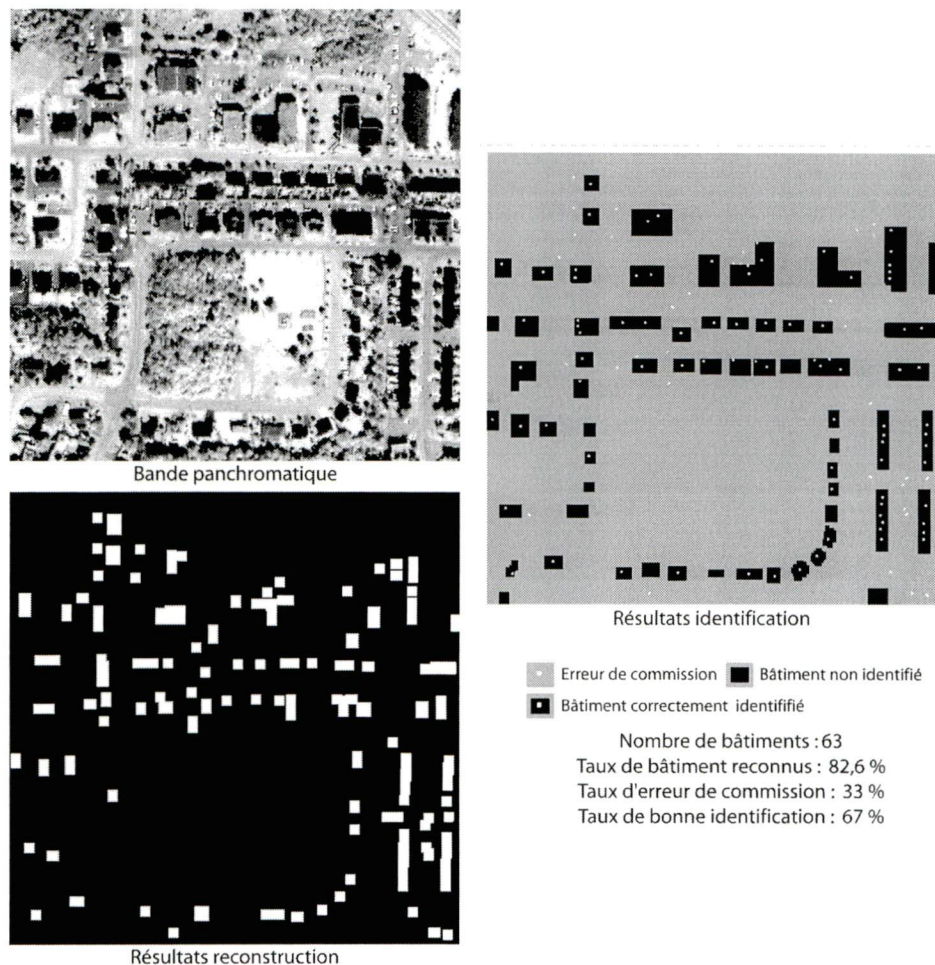


Figure 5.6 - Résultats extrait D

Les résultats sont ici moins bons que pour les extraits précédents. Le taux de bâtiments reconnus reste élevé (82,6 %), mais le taux de bonne identification ne dépasse pas les 67 %. Ce faible taux est essentiellement dû à un grand nombre d'erreurs de commission qui se retrouvent surtout sur les routes ou sur des stationnements. Certaines erreurs de commission apparaissent également en bordure de bâtiments (bâtiment en forme de « L ») ce qui est dû, selon nous, à la présence de zones d'ombres de grandes tailles qui sont identifiées comme des bâtiments.

Les résultats de la phase de reconstruction sont conformes à ceux obtenus pour les autres extraits. Les bâtiments reconstruits sont, dans certains cas, plus petits que les bâtiments réels et on note des erreurs dans la taille, la position et l'orientation de ces derniers.

• Résultats extrait E

Cet extrait correspond à une zone d'habitat pavillonnaire dans un quartier relativement aisé situé à l'Est de la ville (figure 5.1). Les maisons sont de tailles moyennes et régulièrement alignées le long des rues. De nombreux arbres de grandes tailles sont présents. On note la présence d'arbres qui peuvent cacher les toitures.

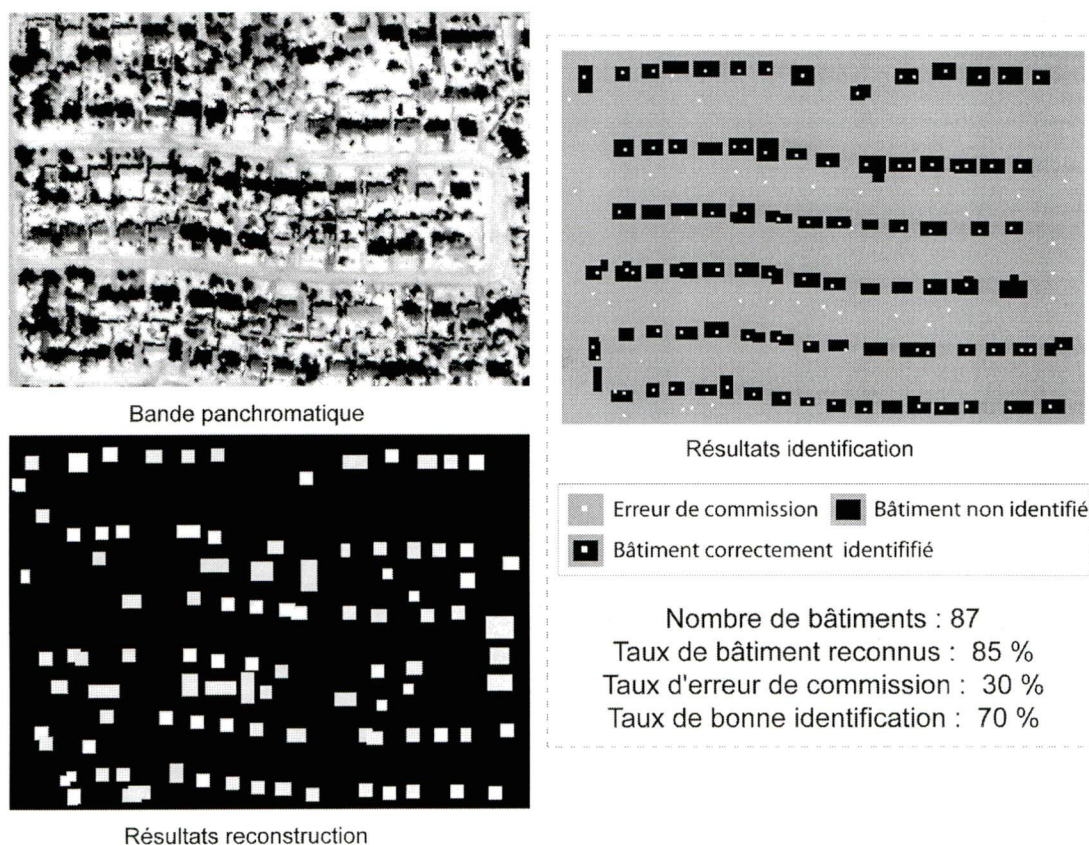


Figure 5.7 - Résultats extrait E

Le taux de bâtiments reconnus reste élevé (85 %) et le taux de bonne identification est de 70 %. Ces résultats apparaissent donc « moyens ». Comme dans le cas de l'extrait D, le taux de bonne identification relativement faible est dû essentiellement aux erreurs de commission. Celles-ci se situent surtout sur les routes.

Les résultats de la phase de reconstruction montrent que les routes provoquent des erreurs de commissions en générant de « faux » bâtiments qui montrent des tailles importantes.

• Résultats extrait F

Cet extrait correspond au centre-ville de Sherbrooke. Il est constitué de bâtiments de grandes tailles entrecoupés de rues et de stationnements. Les bâtiments sont complexes, parfois constitués de « sous-bâtiments » et ne sont pas toujours aisés à discerner visuellement. La forte présence d'ombre accentue ces problèmes.

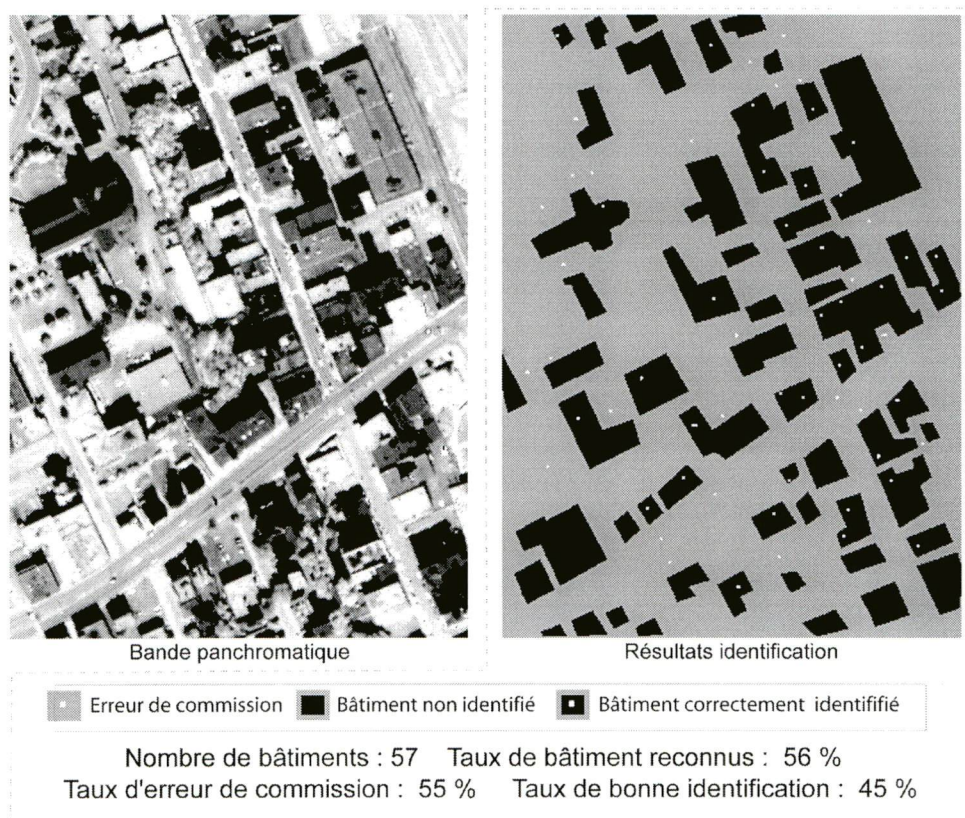


Figure 5.8 - Résultats extrait F

Les résultats sont ici nettement insuffisants. Seuls 56 % des bâtiments sont reconnus, et le taux de bonne identification n'est que de 45 %. Il apparaît clairement que la méthode n'est pas capable d'identifier les bâtiments sur cet extrait. Ceci s'explique, selon nous, par la complexité du milieu (taille, organisation, présence d'ombre).

Étant donné les faibles résultats obtenus pour la phase d'identification, il ne nous semble pas utile de présenter les résultats de la phase de reconstruction.

• Résultats extrait G

Cet extrait correspond à une zone bâtie située dans la partie Ouest de la ville. Le bâti mixte va du petit pavillonnaire au bâtiment industriel. De nombreuses couleurs de toitures sont présentes, en particulier des toitures très sombres qui se confondent avec l'ombre.

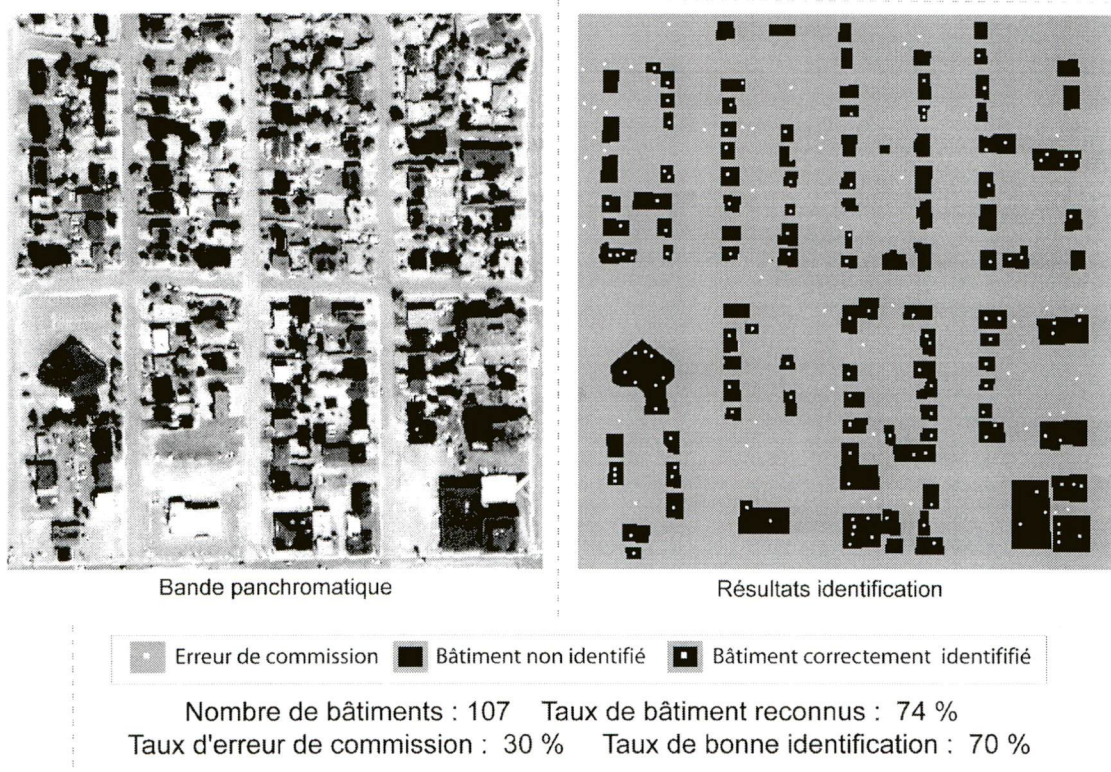


Figure 5.9 - Résultats extrait G

Les résultats globaux sont ici relativement faibles (74 % de bâtiments reconnus et 70 % de bonne identification). Comme pour les extraits précédents, les erreurs de commission se retrouvent principalement sur les routes.

Les résultats de la phase de reconstruction ne sont pas présentés. Ils sont conformes à la tendance générale, c'est-à-dire que les gros bâtiments sont reconstruits comme plusieurs petits et qu'il existe des erreurs de tailles et d'orientations.

• Résultats extrait H

Cet extrait montre une partie du campus universitaire de Sherbrooke. Il est constitué de très grands bâtiments dont les formes peuvent être assez complexes. La couleur des toitures varie fortement. Certaines zones montrent de très fortes réflectances, ce qui perturbe l'interprétation. La taille réelle des bâtiments n'a pu être prise en compte par l'algorithme.

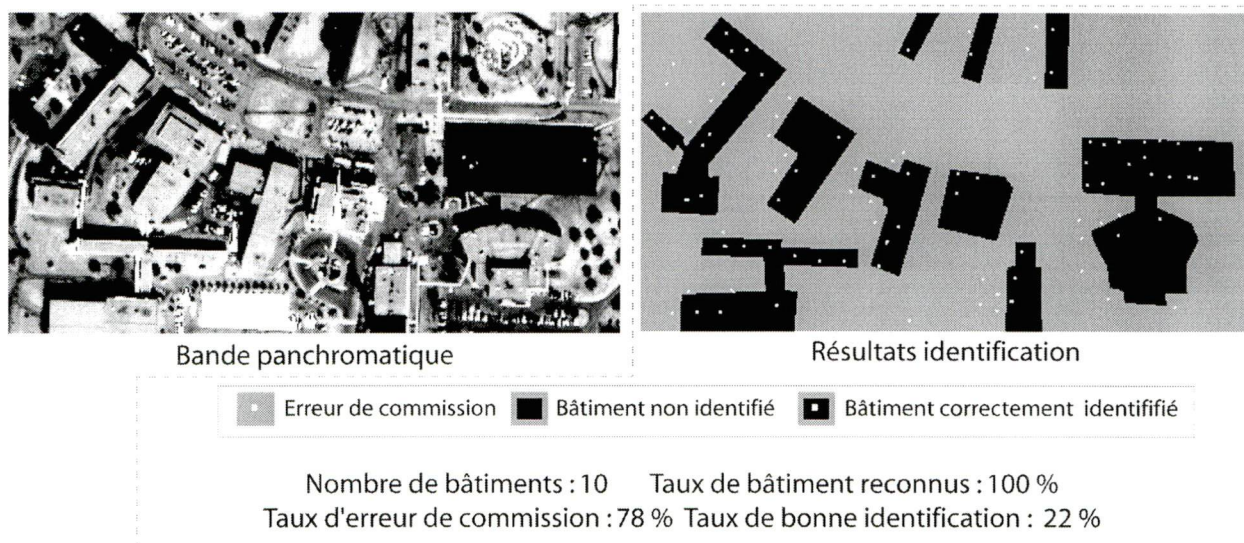


Figure 5.10 - Résultats extrait H

Les faibles résultats obtenus sont insuffisants même si le taux de bâtiments reconnus est de 100 %. Le taux de bonne identification est en effet très faible (22 %). Ce taux s'explique, selon nous, par plusieurs facteurs. La taille des bâtiments qui n'a pu être prise en compte mais aussi la présence de zones d'ombres de tailles importantes qui montrent des variances internes très faibles et peuvent ainsi être identifiées comme des bâtiments. On observe d'ailleurs sur l'image « résultats identification » qu'un nombre important d'erreurs de commission se trouvent alignées le long des bordures de bâtiments du côté de l'ombre.

Les résultats de la phase de reconstruction ne sont pas présentés.

• Résultats extrait I

Cet extrait correspond à une zone de grands pavillonnaires individuels située dans la partie Sud de la ville (Figure 5.1). Les bâtiments sont régulièrement alignés le long des rues qui présentent des courbes importantes. Les bâtiments montrent donc différentes orientations.

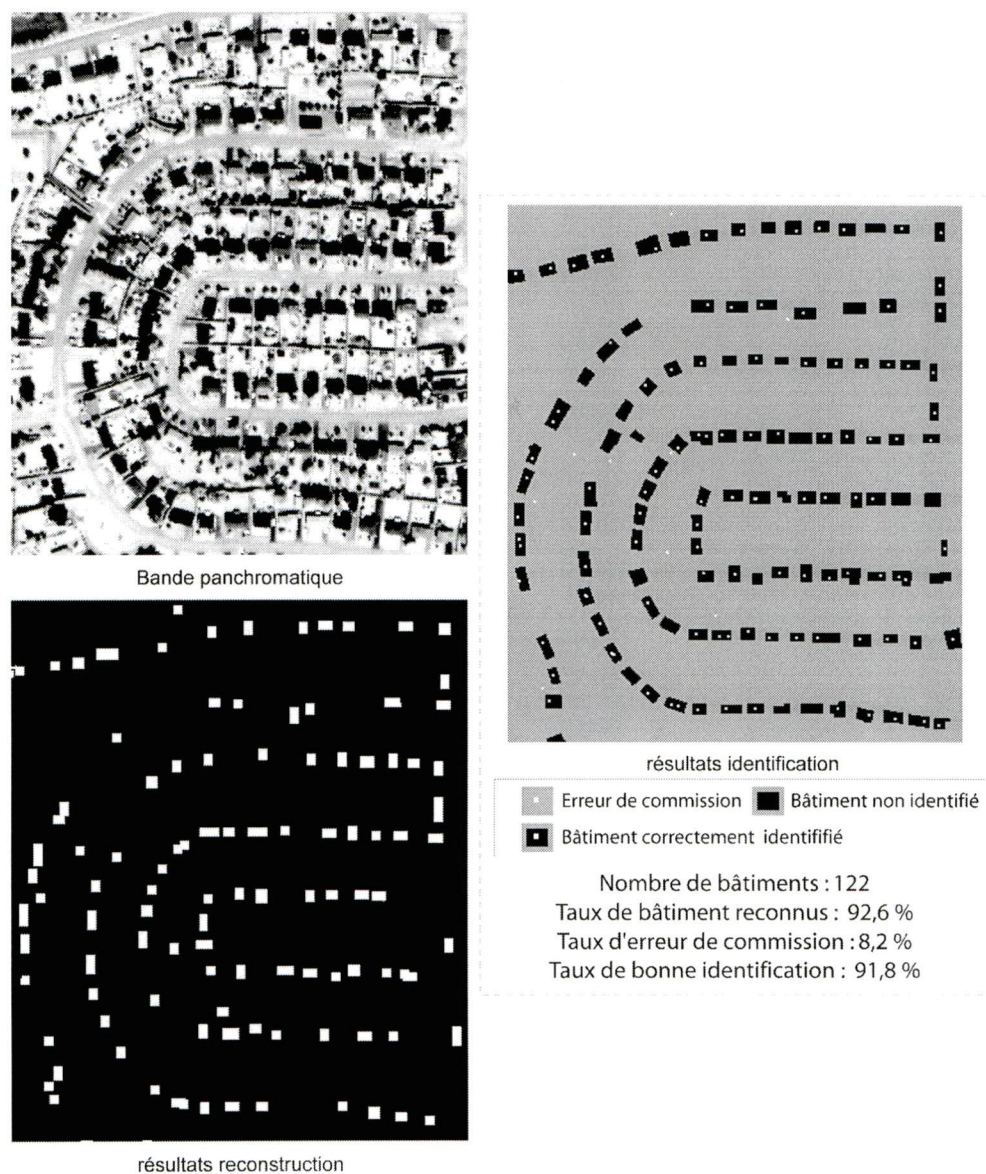


Figure 5.11 - Résultats extrait I

Les résultats de l'identification sont très bons puisque 92,6 % des bâtiments sont reconnus et que le taux de bonne identification est de 91,8 %. La reconstruction des bâtiments est relativement bien opérée même si leur taille est parfois un peu sous-estimée. L'image montre peu d'erreurs d'orientation. Ces résultats montrent la capacité de la méthode à identifier le bâti dans ce type de milieu.

• Synthèse

Le tableau 5.1 synthétise les résultats obtenus pour les 9 extraits issus de l'image Ikonos support d'étude (612 bâtiments). Il montre des écarts importants dans les résultats en fonction des milieux analysés.

Tableau 5.1 - Synthèse des résultats obtenus pour l'image de Sherbrooke (identification)

Nom extrait	Nombre de bâtiments	% bâtiments reconnus	% bonne identification	% erreur de commission	Description
A	128	83,6	93	7	Habitat pavillonnaire, tailles et formes homogènes
B	23	91	95,5	4,5	Petits et moyens habitats collectifs, formes homogènes
C	15	86,6	100	0	Grands habitats collectifs, tailles et formes homogènes
D	63	82,6	67	33	Habitat mixte, tailles et formes hétérogènes
E	87	85	70	30	Habitat pavillonnaire, tailles et formes homogènes
F	57	56	45	55	Centre-ville, milieux complexe, tailles et formes hétérogènes
G	107	74	70	30	Bâti mixte (habitats, industries..), tailles et formes hétérogènes
H	10	100	22	78	Campus universitaire, bâtiments de très grandes tailles, formes hétérogènes
I	122	92,6	91,8	8,2	Habitat pavillonnaire, tailles et formes homogènes

Pour la phase d'identification, on remarque tout d'abord que les taux de bâtiments reconnus sont dans l'ensemble assez bons, sauf dans le cas de l'extrait qui concerne le centre-ville. En ce sens, les résultats sont fortement influencés par les erreurs de commission dont une part significative est située sur les routes.

En détaillant un peu plus ces résultats, on observe que l'identification fonctionne bien, voire très bien, pour les zones qui montrent une homogénéité dans les formes et surtout dans les tailles des bâtiments (extraits A, B, C, E, I). Les extraits qui présentent plus d'hétérogénéité donnent des résultats moins satisfaisants (extraits D, G). Enfin, les extraits qui conjuguent hétérogénéité du bâti et très grandes tailles des bâtiments donnent de faibles résultats (extraits F, H).

La diminution des résultats dans le cas de tailles hétérogènes est due, selon nous, au fait que l'algorithme doit considérer une grande gamme de taille de bâtiments, ce qui augmente les

probabilités d'erreur de commission. La complexité des formes diminue également les performances de l'identification.

La diminution des résultats dans le cas des bâtiments de très grandes tailles (estimés à plus de 30 par 30 mètres) s'explique par différents facteurs. Nous avons vu, tout d'abord, que l'algorithme n'est actuellement pas capable de prendre en compte des grandes tailles. Rappelons que cette limitation peut être surmontée par une optimisation du programme. Ces bâtiments génèrent de plus des zones d'ombre de tailles importantes qui peuvent être confondues avec des bâtiments entraînant ainsi des erreurs de commission. Enfin, les toitures des grands bâtiments montrent souvent des zones de fortes variances dues à la présence de différents « sous-objets ».

Les résultats **de la phase de reconstruction** sont fonction de ceux de la phase d'identification. D'une manière générale, on remarque des erreurs dans les tailles, voire les orientations des bâtiments. Les bâtiments de grande taille peuvent être identifiés comme plusieurs petits bâtiments, ce qui a pour effet de diminuer la qualité de la reconstruction.

En résumé, on peut dire que la méthode donne de bons résultats dans les zones qui montrent une homogénéité de formes et surtout de tailles des bâtiments. Par contre, dans les zones hétérogènes, les résultats sont moins bons, ce qui apparaît comme une des limitations actuelles à la généralisation de la méthode. La non-prise en compte des bâtiments de grande taille apparaît également comme une limitation.

5.1.2.2 Application à d'autres images

Un des objectifs était que la méthode soit le plus généralisable possible. La section précédente a montré les premières limites de cette généralisation. Nous cherchons maintenant à tester la méthode sur d'autres images montrant d'autres types de villes. Afin de correspondre aux « critères de résultats » précédemment définis, nous nous limiterons à des extraits qui montrent une relative homogénéité des bâtiments. Nous testerons la méthode sur des extraits issus de deux images Quickbird (Strasbourg et Hanoi).

Précisons ici que l'application de notre méthode à différents types d'image ne demande aucune modification de l'algorithme, si ce n'est l'adaptation des filtres utilisés pour la prise en compte de l'ombre en fonction de la position de cette dernière par rapport aux bâtiments.

5.1.2.2.1 Application à une image Quickbird de Strasbourg

L'objectif est ici de tester l'applicabilité de la méthode à d'autres types d'images et de milieux et non plus d'évaluer la capacité globale de la méthode à extraire les bâtiments. Nous avons donc sélectionné deux extraits (J et K) qui répondent, *a priori*, aux critères d'homogénéité des bâtiments. Il s'agit de deux zones pavillonnaires situées en périphérie de Strasbourg. Précisons

que l'ombre des bâtiments étant située dans la même direction que pour l'image de Sherbrooke, aucune modification de l'algorithme n'a été nécessaire.

• Résultats extraits J et K

On observe tout d'abord, sur la figure 5.12 que la qualité visuelle de la bande panchromatique est plus mauvaise que dans le cas de l'image de Sherbrooke. Ceci nous amène à faire l'hypothèse d'une qualité radiométrique inférieure. Cette hypothèse est confortée par la présence de bruits qui se traduisent sur l'image par des zones saturées.

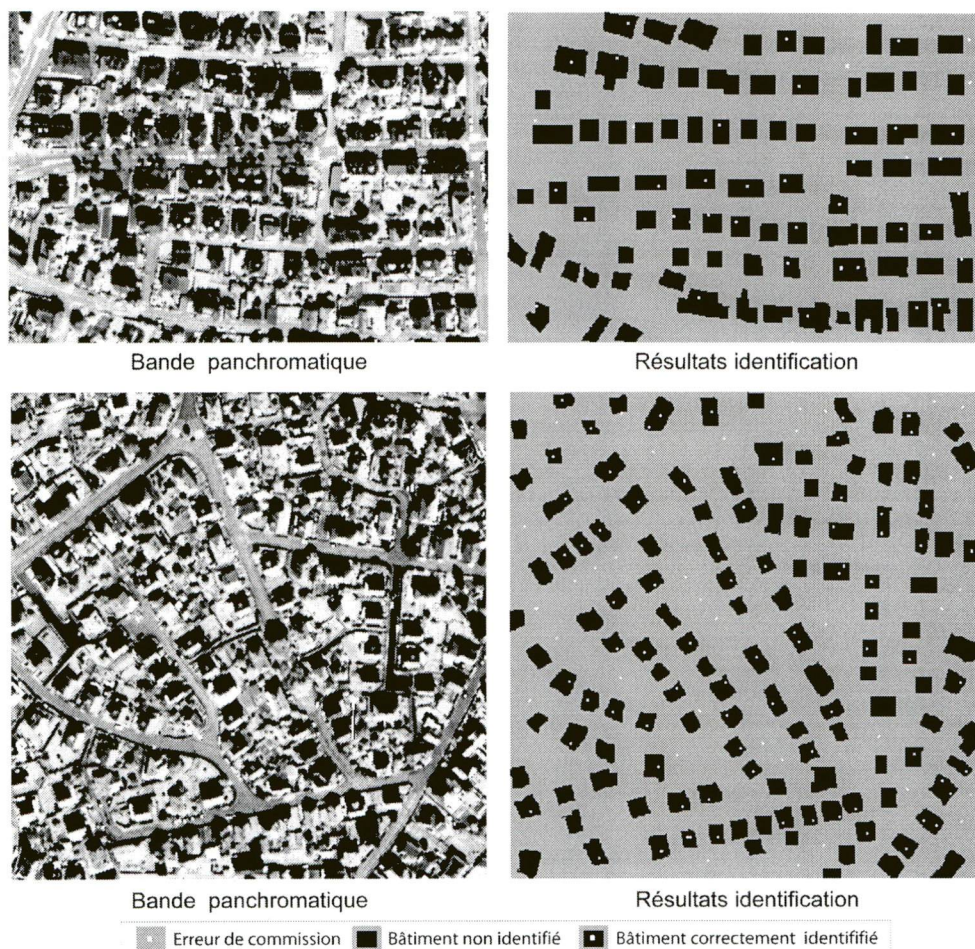


Figure 5.12 - Résultats extraits J et K (image Quickbird, Strasbourg)

Tableau 5.2 - Résultats obtenus pour l'image de Strasbourg (phase d'identification)

Nom extrait	Nombre de bâtiments	% bâtiments reconnus	% bonne identification	% erreur de commission	Description
J	87	76,6	85	15	Habitat pavillonnaire, tailles et formes homogènes
K	132	76	69	31	Habitat pavillonnaire, tailles et formes homogènes

Les résultats obtenus pour les deux extraits sont plutôt moyens relativement aux types de zones considérées. Les taux de bâtiments reconnus pour les extraits J et K sont respectivement de 76,6 et 76 % et les taux de bonne identification de 85 et 69 %. On fait l'hypothèse que ces résultats moyens sont dus en partie à une qualité d'image insuffisante. Aucune évaluation quantitative ne permet cependant d'appuyer cette hypothèse.

Il ressort toutefois que la méthode apparaît transposable d'une image à l'autre (Ikonos à Quickbird) et d'un type milieu à l'autre (ville Nord Américaine à ville Européenne) ceci même si le type de milieu choisi (lotissement pavillonnaire) diminue les écarts pouvant exister entre les types de villes.

5.2.2.2.1 Application à une image Quickbird de Hanoi

Nous avons vu dans la section 1.3 que les villes asiatiques montraient une très forte densité du bâti, ce qui rend difficile son interprétation. Hanoi n'échappe pas à cette règle, la majeure partie de la ville est constituée de bâti si dense qu'il est presque totalement impossible de l'identifier individuellement à partir d'image THRS, et ce, même par photo-interprétation. Seuls quelques grands bâtiments administratifs ou industriels peuvent être distingués. La figure 5.13 illustre par trois exemples l'extrême densité du bâti dans la ville d'Hanoi.

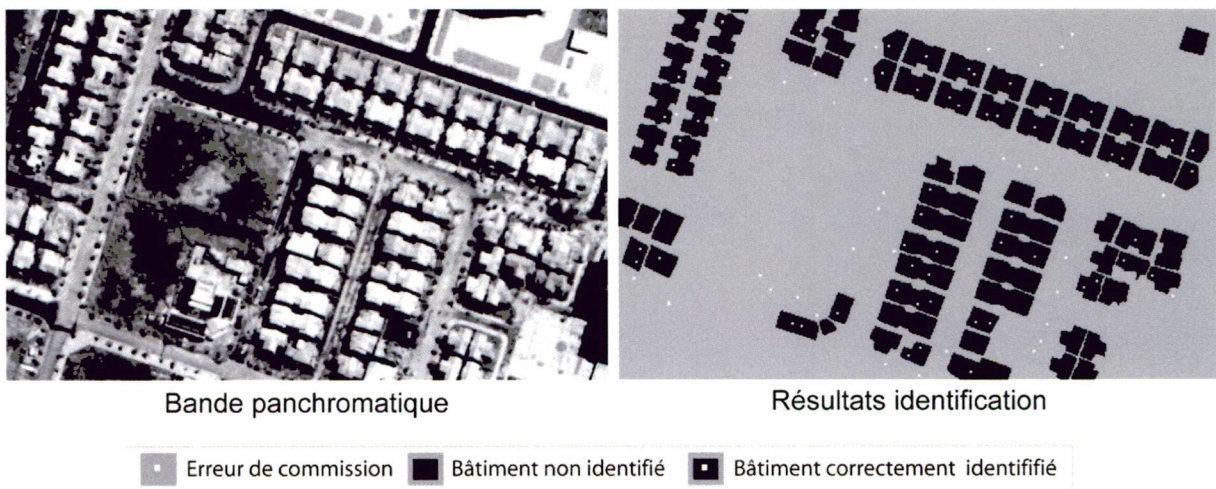


Figure 5.13 - Illustration de la densité du bâti dans la ville d'Hanoi

Pour tester notre méthode, nous avons cherché des zones montrant un bâti moins dense et une relative homogénéité. Seule une zone périphérique nouvellement construite dans le cadre de plan d'aménagement répond approximativement à ces critères (extrait L). Les autres zones périphériques restent toutefois très hétérogènes et complexes (extrait M).

• Résultats extrait L

Cet extrait (figure 5.14) montre une zone bâtie très régulière. Les résultats obtenus sont en-deçà de nos prévisions. Le taux de bâtiments reconnus est faible (59 %) ainsi que le taux de bonne identification (50 %). Ces faibles taux peuvent s'expliquer par la forme spécifique des bâtiments, par leur densité mais également par une faible présence d'ombre.



Nombre de bâtiments : 71 Taux de bâtiment reconnus : 59 %
Taux d'erreur de commission : 50 % Taux de bonne identification : 50 %

Figure 5.14 - Résultats extraits L (image Quickbird d'Hanoi)

• Résultats extrait M

Il s'agit également d'une zone périphérique nouvellement construite, mais contrairement à l'extrait précédent, il ne semble pas exister de plan d'aménagement. Le bâti apparaît alors beaucoup plus hétérogène et plus difficile à distinguer. Ceci laisse à penser que les résultats seront faibles. Précisons ici que la validité des résultats est relative du fait que nous avons construit nous-mêmes la vérité terrain par photo-interprétation et que, dans certains cas, il était difficile d'identifier visuellement les bâtiments.

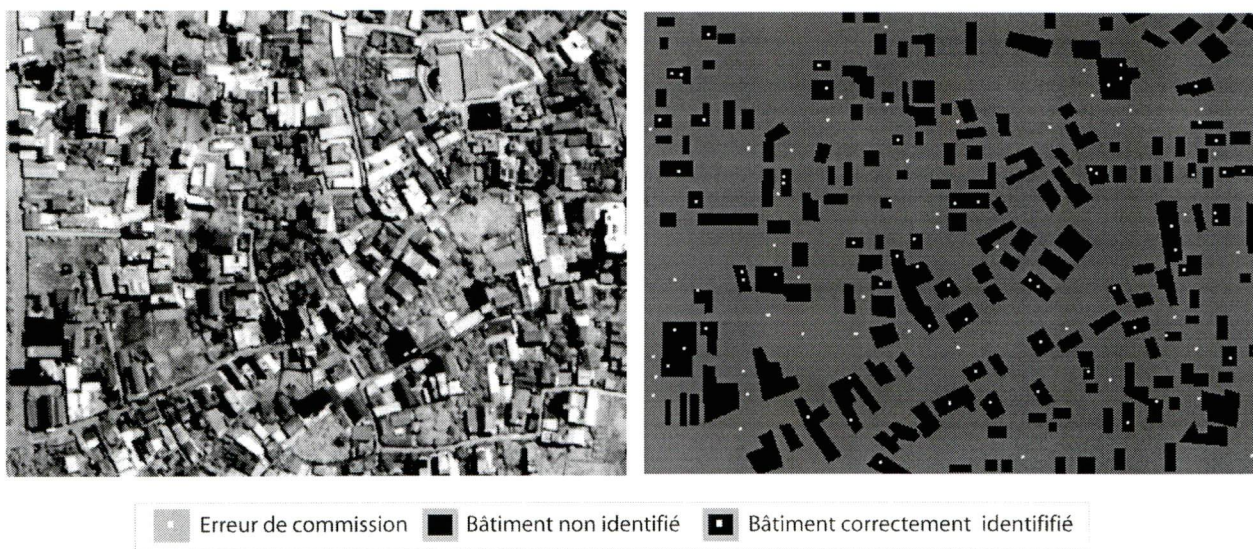


Figure 5.15 - Résultats extraits M (image Quickbird d'Hanoi)

Les résultats sont très faibles. Seuls 29 % des bâtiments sont reconnus, et le taux de bonne identification n'est que de 54 %. Nous les expliquons par la complexité des bâtiments et également par un grand nombre d'orientations qui ne peuvent toutes être prises en compte par la méthode.

5.3 Synthèse

L'évaluation quantitative des résultats obtenus pour l'image de Sherbrooke a montré la forte capacité de la méthode à identifier les bâtiments dans les zones pavillonnaires ainsi que des limitations dans le cas de l'identification des bâtiments de grande taille et/ou situés en milieux complexes. L'application à d'autres types d'images et à d'autres types de ville a montré, quant à elle, la souplesse d'applicabilité de la méthode.

En plus de cette évaluation quantitative, nous proposons une évaluation qualitative basée sur la comparaison entre les objectifs formulés dans la section 4.1 et les résultats obtenus (tableau 5.3)

Tableau 5.3 - Comparaison des objectifs formulés et des résultats obtenus

Objectifs formulés	Résultats obtenus
La méthode doit s'affranchir de l'utilisation des signatures spectrales comme de la contrainte de l'extraction de primitives et de la reconstruction des formes caractéristiques	Identification par une approche par « formes imposées » basée sur la prise en compte conjointe, à l'aide d'un paramètre unique (DRV), de la variance du bâtiment et de son entourage proche
La conception théorique de la méthode développée doit être la plus simple possible	Conception relativement simple dont la compréhension est accessible à un utilisateur non expert
La méthode développée doit utiliser un nombre minimum de paramètres de réglages	L'identification nécessite un seul paramètre (seuil final entré par l'utilisateur). Le reste de la procédure est totalement automatique. On note cependant que l'extraction préalable de l'ombre nécessite également le choix d'un seuil.
L'intervention humaine doit être minimum et clairement identifiée	L'intervention humaine se situe à deux niveaux clairement identifiés. L'extraction de l'ombre (seuillage des niveaux de gris) et la phase finale d'identification (seuillage des valeurs d'appartenance)
La méthode développée doit être applicable à une gamme de bâtiments la plus large possible	Les résultats montrent que la méthode est actuellement peu performante pour identifier les bâtiments complexes et/ou de grandes tailles
La méthode développée doit être applicable à différents types d'images THRS	La méthode s'applique à différents types d'images sans modifications de l'algorithme, si ce n'est la direction des zones d'ombres. Les résultats obtenus semblent cependant, aux vues des premiers tests, un peu inférieurs à ceux obtenus pour l'image de Sherbrooke
La méthode développée doit être applicable à différents types de villes	La méthode s'applique à différents types de villes sans modifications de l'algorithme. Les résultats obtenus semblent dépendre essentiellement des types de bâtiments, de leurs complexités et de leurs densités

Cette comparaison montre en premier lieu que les objectifs *liés à la conception méthodologique de la méthode* sont atteints. La méthode proposée *est simple*, elle *n'utilise pas les signatures spectrales ni l'extraction des primitives*, elle nécessite *un seul paramètre de réglage*, elle *est presque totalement automatique* et les tâches confiées à l'opérateur sont *clairement identifiées*. La méthode est de plus généralisable puisqu'elle *s'applique à différents types d'images* sans modifications majeures.

Des limites existent cependant au niveau des objectifs liés aux résultats. Ces limites concernent *l'identification des grands bâtiments* ainsi que les *erreurs de commission* qui restent dans certains cas importantes. Elles concernent également, à un degré moindre, *la généralisation des applications* aux différentes images et aux différents types de villes. La généralisation des

applications ne connaît aucune limite méthodologique, mais elle semble engendrer une légère diminution des résultats. L'impact réel, de la généralisation sur les résultats est cependant impossible à estimer avec précision. Les tests ont en effet été effectués sur un nombre très limité d'extraits.

5.4 Améliorations et perspectives

Cette section a pour objet de proposer des pistes d'améliorations pour notre méthode. Ces améliorations concernent, en premier lieu, les points qui ont été identifiés comme des points faibles dans notre méthodologie. Ainsi, nous proposons tout d'abord une piste pour améliorer *l'identification des bâtiments de grandes tailles*, puis nous nous intéressons à l'amélioration des résultats à travers *la diminution des erreurs de commission* présentes sur les routes. Nous proposerons finalement *d'autres pistes de réflexion* qui nous semblent pouvoir augmenter les performances de la méthode ainsi que des perspectives d'application.

5.4.1 Identification des bâtiments de grandes tailles

L'analyse des résultats a montré les difficultés de la méthode à identifier les grands bâtiments. Différentes causes ont été identifiées : l'incapacité de l'algorithme à prendre en compte les grands bâtiments, le fait que les grandes toitures montrent souvent une forte hétérogénéité des niveaux de gris et la présence importante de zones d'ombre.

La première solution d'amélioration consiste en l'affinement du codage de l'algorithme afin qu'il puisse prendre en compte toutes les tailles de bâtiments. Cette optimisation apporterait évidemment une amélioration. Elle ne réglerait cependant pas tous les problèmes, en particulier ceux liés à la variance interne des bâtiments et à la présence des zones d'ombre. Il apparaît de plus que le fait de considérer dans une même recherche une fourchette trop importante de tailles de bâtiments a pour effet d'augmenter les probabilités d'erreurs de commission.

Nous proposons donc une autre solution basée sur l'analyse du rapport entre la résolution spatiale et la taille des objets réalisée dans la section 1.3.1. Cette analyse a montré que la résolution spatiale optimum était fonction de la taille des objets à identifier. À partir de là, nous considérons que la résolution spatiale (bande panchromatique) des images THRS est trop fine pour l'identification des grands bâtiments. Nous proposons donc de dégrader la résolution spatiale des images afin que la relation taille des objets/résolution spatiale soit plus appropriée.

Un test est effectué sur l'extrait H (campus universitaire) sur lequel on trouve des grands bâtiments. La résolution originale de l'image (1 m) est dégradée à 2 mètres. (les niveaux de gris de l'image résultante sont obtenus à partir des valeurs moyennes de l'image de départ).

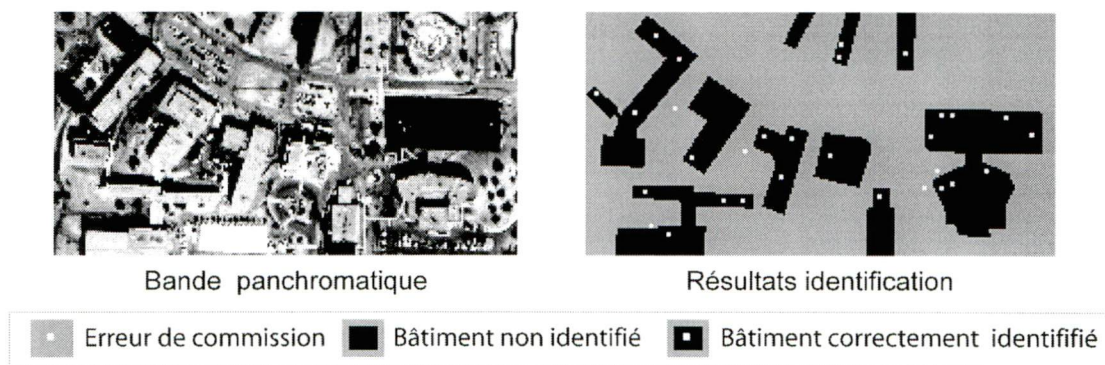


Figure 5.16 - Résultats obtenus pour l'extrait H après dégradation de la résolution spatiale

Ces résultats sont encourageants (reconnus : 90 % ; bonne identification : 64,3 %). L'application de la méthode sur une image de résolution spatiale dégradée augmente en effet significativement le taux de bonne identification qui passe de 22 à 64,3 %. Cette augmentation est due à la diminution du taux d'erreurs de commission, qui passe de 78 à 35,7 %. Le taux de bâtiments reconnus diminue quant à lui quelque peu, puisqu'il passe de 100 à 90 %.

Le fait de dégrader la résolution spatiale des images permet, pour l'exemple proposé, de prendre en compte des bâtiments de plus grande taille dans le processus d'identification. Il faut bien entendu rester prudent quant à la généralisation de ce résultat. Celui-ci est cependant en accord avec l'analyse théorique concernant la relation taille des objets/résolution spatiale.

Au niveau applicatif, cette proposition implique la mise en place d'un processus d'identification « multi échelle » qui identifierait pour chaque échelle des bâtiments en fonction de leur « classe de taille ».

Afin de confirmer ce premier résultat, nous avons appliqué notre méthode d'extraction sur les bandes multispectrales de l'image Quickbird d'Hanoi (résolution 2,8 m) dans une zone occupée par des bâtiments de grandes tailles. L'information sur l'ombre n'a pas été utilisée, et l'image de variance introduite est la somme des variances obtenues pour chacune des bandes. Les résultats obtenus (figure 5.17) sont encourageants, puisqu'une part significative des bâtiments est reconnue (bâtiments marqués d'un point jaune) et les erreurs de commission sont assez faibles (4 erreurs de commission).

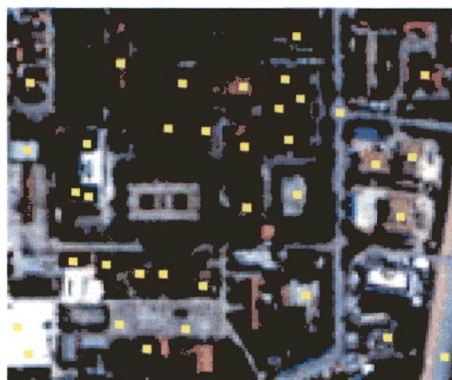


Figure 5.17 - Identification des grands bâtiments opérée à partir des bandes multipectrales (Quickbird, Hanoi)

Ces premiers tests donnent des résultats satisfaisants. Ils nous conduisent à imaginer un processus d'identification qui utiliserait la complémentarité de résolution des bandes multispectrales et panchromatique.

Ce type de processus amènerait cependant de nouvelles interrogations, comme la gestion des conflits entre les identifications faites sur les différentes échelles ou encore le choix des bandes multispectrales à prendre en compte pour le calcul de la variance.

Ces premiers résultats ne permettent aucunement d'affirmer que la question de l'identification des grands bâtiments est résolue par la dégradation de la résolution spatiale des images, ou par l'utilisation des bandes multispectrales. Ils ouvrent cependant une piste de réflexion intéressante qui mérite, selon nous, d'être creusée.

5.4.2 Diminution des erreurs de commission

Les erreurs de commission sont apparues, tout au long de la mise en place de notre méthodologie, comme le problème majeur de l'identification automatique des bâtiments. L'analyse des résultats a montré par ailleurs que beaucoup des erreurs étaient situées sur les routes. Ceci s'explique par le fait que les routes, comme les bâtiments, montrent une faible variance interne et une forte variance sur leurs bordures. L'ajout des informations sur l'ombre a diminué le problème sans toutefois le résoudre totalement.

Il existe des méthodes d'identification des routes sur les images satellitaires HRS et THRS. Le lecteur intéressé pourra trouver des informations dans Hemiri (2004), Baltsavias, (2001), Laptev, (2000), Gruen, (1994). On peut donc penser que l'association de notre méthode avec une méthode d'extraction des routes pourrait améliorer les résultats. Cette amélioration est tout d'abord abordée de manière théorique en considérant une extraction « parfaite » des routes. Pour ce faire, nous éliminons simplement les erreurs de commission situées sur les routes. Dans un second temps, nous évaluerons les possibilités applicatives d'amélioration de la méthode en

combinant les résultats de notre méthode d'identification avec ceux d'une méthode d'extraction des routes mise au point par Hemiari (2004).

• Approche théorique

Ici, nous avons simplement éliminé manuellement les erreurs de commission présentes sur les routes pour les extraits D, E et G qui montrent tous les quatre des taux d'erreurs de commission importants. L'élimination des erreurs présentes sur les routes diminue de manière significative ces taux, qui passent de 33 à 24 % pour l'extrait D, de 30 à 14 % pour l'extrait E, et de 30 à 26 % pour l'extrait G. La figure 5.18 sur laquelle nous avons superposé le réseau routier à l'image des résultats de l'identification illustre cette amélioration pour le cas le plus significatif.

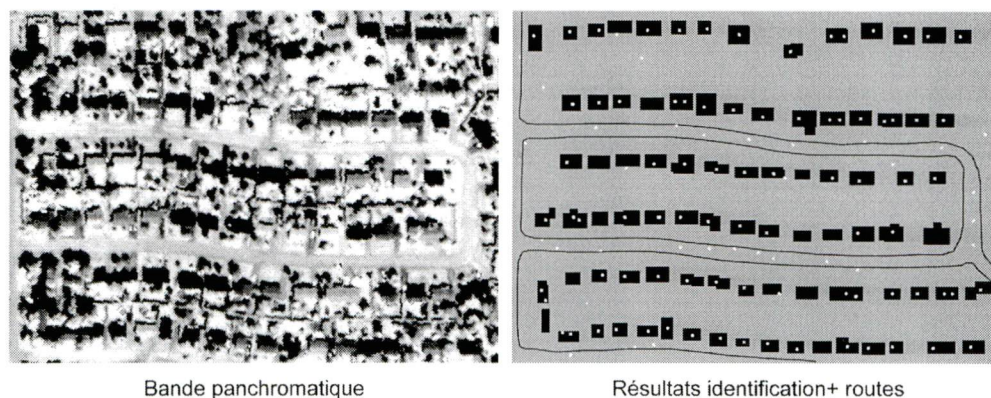


Figure 5.18 - Diminution des erreurs de commission (extrait E) par combinaison avec une méthode d'identification des routes : approche théorique.

• Approche applicative

L'objectif est ici de tester les possibilités réelles d'amélioration des résultats en combinant notre méthode avec une méthode d'extraction des routes. Il s'agit de la méthode développée par Hemiari (2004). Trois extraits (A et D issus de l'image Ikonos de Sherbrooke et K issu de l'image Quickbird de Strasbourg) ont fait l'objet d'une extraction automatique du réseau routier¹. La figure 5.19 illustre les résultats (le réseau routier extrait apparaît en blanc sur l'image). Il apparaît que, pour chacun des trois extraits, plus de la moitié des erreurs de commission sont situées sur les routes et sont donc éliminées.

La combinaison de notre méthode d'identification des bâtiments avec la méthode d'extraction des routes développés par Hemiari (2004) améliore significativement les résultats (diminution de plus de moitié des erreurs de commission). La méthodologie de combinaison est de plus relativement simple, puisqu'il s'agit de l'élimination des erreurs de commission située sur les routes par

¹ Nous remercions M. Abbas Hemiari pour avoir effectué ces traitements.

construction d'un masque. Elle peut donc être aisément automatisée et intégrée à la méthode d'identification. Cette solution semble donc être une piste d'amélioration très prometteuse.

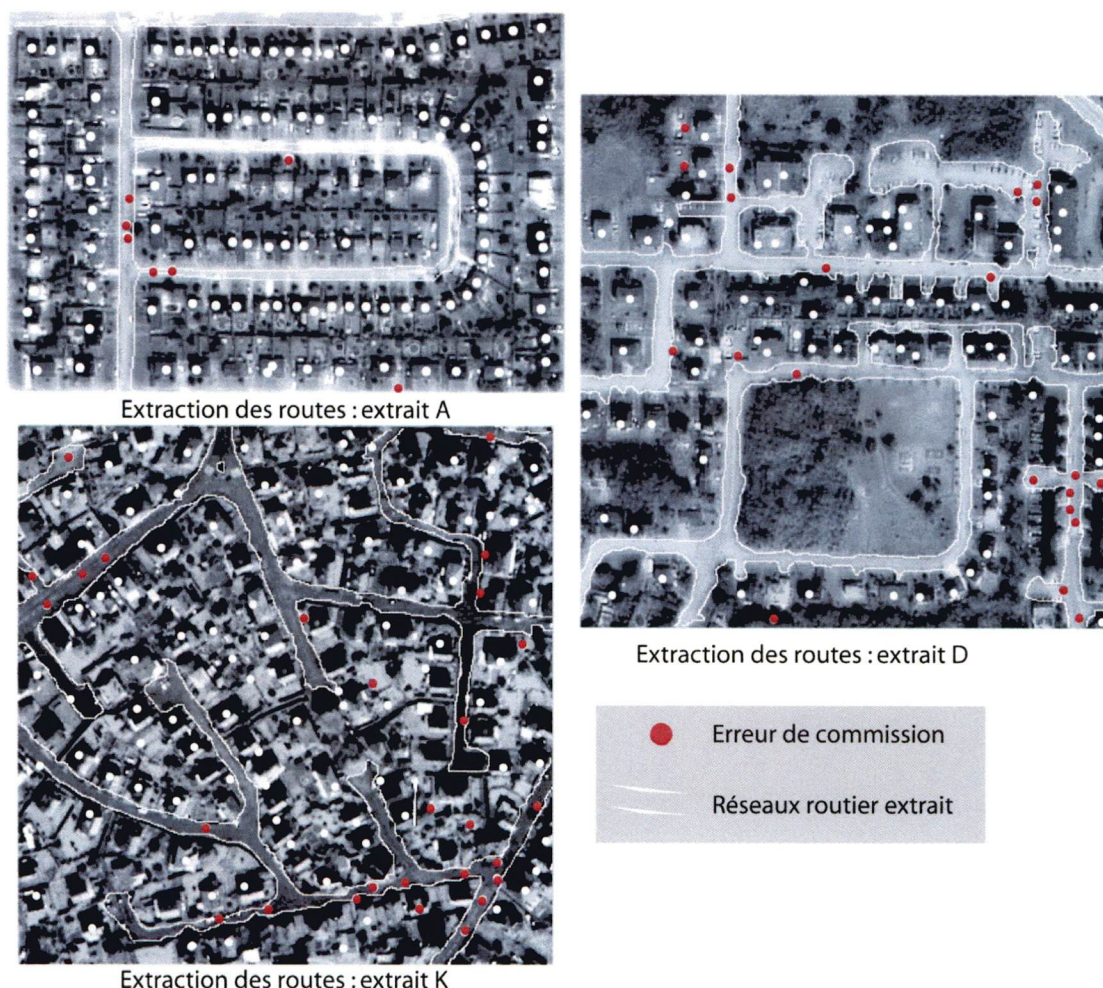


Figure 5.19 - Diminution des erreurs de commission (extrait E) par combinaison avec une méthode d'identification des routes : approche applicative

5.4.3 Autres pistes d'amélioration

Nous proposons ici quelques pistes supplémentaires de réflexion sur les possibilités éventuelles d'amélioration de la méthode. Les propositions suivantes sont basées sur des réflexions *a priori* dans le sens où elles n'ont fait l'objet que de tests très limités, (ils ne sont pas présentés ici) voire d'aucun test.

• Optimisation de l'algorithme

La première piste d'amélioration concerne l'optimisation de l'algorithme. La question de la prise en compte des grands bâtiments a déjà été traitée. L'optimisation de l'algorithme permettrait de traiter des images entières et non plus seulement des extraits. Elle permettrait également de

prendre en compte un plus grand nombre d'orientations ce qui améliorerait certainement les résultats.

- **Affinement de la détection et de la prise en compte des ombres**

La seconde piste d'amélioration concerne l'affinement de la détection des ombres et de sa prise en compte dans la méthodologie. Notre approche utilise en effet un mode de détection des ombres par simple seuillage. La prise en compte de celles-ci dans la méthodologie d'extraction est également assez basique (accumulation des valeurs par filtrage). Nous pensons donc que l'utilisation d'une méthode d'extraction des zones d'ombres plus aboutie, comme par exemple celle proposée par Amani *et al.* (2003), associée à une intégration plus fine de l'information sur l'ombre dans le processus d'identification des bâtiments pourrait améliorer les performances de ce dernier. Des pistes de réflexion sur la manière d'intégrer les informations sur l'ombre peuvent être trouvées dans Hertas *et al.*, (1988) ou encore dans Liow et Pavidis, (1990).

- **Maximisation des paramètres et du mode de combinaison des variables**

La seconde piste concerne non pas la manière d'obtenir les informations à intégrer dans le processus d'extraction, mais la place de ces dernières dans le processus de décision. Le mode de combinaison actuelle (logique floue avec utilisation de l'opérateur gamma) comprend, pour chacune des variables (DRV et présence d'ombre) deux étapes bien distinctes : la définition des fonctions d'appartenance et le choix du mode de combinaison. Pour ces deux étapes, nous avons fixé, dans un souci de généralisation de la méthode, des fonctions d'appartenances uniques (ombre et DRV) ainsi que le paramètre γ utilisé pour la combinaison des variables par opérateur gamma (*cf.* 4.4.2.1.2). Il est cependant évident que la définition des fonctions, comme leur mode de combinaison, ne peuvent être parfaitement adaptés à tous les milieux et à toutes les images. Les effets atmosphériques peuvent par exemple diminuer les contrastes et, de ce fait, les valeurs de DRV. Les angles solaires influencent quant à eux sur la présence d'ombre qui peut être plus ou moins fortes. Il ressort qu'une détection « idéale » implique une définition des fonctions d'appartenance et du poids de chacune des variables adaptables à chaque type d'images, voire à chaque type de milieux. En ce sens, on peut imaginer un système « d'auto-apprentissage » qui permettrait de définir automatiquement les fonctions d'appartenance et le poids des variables à partir d'échantillons d'entraînements. Ce type de système a déjà été appliqué (Huang, 1997), il semble cependant complexe à mettre en place, et l'amélioration potentielle des résultats est difficile à prévoir.

Il est à noter que ce type de procédure conduirait peut-être à la remise en cause de l'utilisation de l'opérateur gamma. Cet opérateur est en effet adapté à une combinaison « généraliste », mais ne

permet pas de contrôler réellement les poids attribués aux différentes variables. Son utilisation apparaît donc comme une limite potentielle à l'utilisation d'un processus de « définition automatique » des poids à attribuer aux différentes variables.

• Combinaison avec des méthodes existantes

Les pistes proposées précédemment concernent les améliorations intrinsèques de la méthode. Il existe cependant d'autres possibilités d'améliorations liées à la combinaison de notre approche avec d'autres approches existantes. Nous avons vu, dans la section 3.2, qu'il existe de nombreuses approches pour l'identification des bâtiments que nous avons classées en quatre grandes catégories : amélioration des classifications par pixel, approches zonales, extraction des lignes et approches parallèles. Les possibilités de combinaison sont nombreuses et ne seront pas toutes considérées. Nous proposons simplement quelques pistes qui nous semblent *a priori* pouvoir améliorer les résultats obtenus.

L'amélioration des classifications par pixel se base en premier lieu sur l'utilisation des signatures spectrales. Nous avons montré, quant à nous, que l'utilisation de ces signatures ne permettait pas à elles seules la discrimination des bâtiments. Dans le cas de notre méthode, ces dernières pourraient cependant être utilisées comme informations additionnelles pour confirmer ou infirmer la présence de bâtiments. L'intégration des signatures spectrales dans le processus d'identification concernerait cependant des cas spécifiques et ne pourrait être généralisée. Elle demanderait de plus un gros travail « en amont », basé sur un processus d'entraînement afin de déterminer le caractère discriminant de telles ou telles signatures. L'intégration des signatures spectrales nous apparaît donc comme une piste intéressante, mais limitée à des cas particuliers où les toitures des bâtiments se distinguent assez nettement des autres types d'occupation du sol.

La combinaison de notre approche avec une approche de **type zonale** paraît *a priori* plus prometteuse. L'intégration dans notre méthode d'informations spatiales, issues de la segmentation (tailles, formes, orientations) pourrait en effet augmenter les capacités de discrimination de la méthode. Une fois les maxima locaux extraits, on pourrait par exemple, aller chercher des informations sur les caractéristiques spatiales de la zone identifiée comme un bâtiment. Ces nouvelles informations pourraient alors confirmer ou infirmer la présence du bâtiment. Le type d'information ainsi que les modes de combinaison doivent bien entendu être définis. L'utilisation d'informations spatiales issues de la segmentation nous paraît prometteuse dans le sens où elle permet de combiner des informations obtenues par « forme imposée » (DRV) à des informations obtenues à partir de primitives extraites de l'image. Cette combinaison offrirait donc une complémentarité dans les approches.

Les informations issues de *l'extraction des lignes* peuvent également être utilisées comme informations additionnelles. Nous pensons ici en particulier à la présence d'angles (détectés par reconstruction à partir de l'extraction de contour) qui pourrait être utilisés pour confirmer la présence d'un bâtiment. Nous avons vu cependant que la résolution spatiale des images THRS apparaît comme une limite à la détection précise des contours. L'utilisation des informations sur les contours pourrait alors être restreinte à des zones où les bâtiments montrent des contours bien marqués.

L'intégration d'information sur les *indices texturaux* peut également être une piste intéressante. Pesaresi (2000) a en effet montré que la texture pouvait être utilisée pour discriminer différentes catégories d'occupation du sol sur des images à résolution de 5 mètres. On peut alors imaginer un système qui calcule différents indices texturaux sur les zones identifiées comme bâtiments potentiels afin de confirmer ou d'infirmer leur existence.

5.5 Perspectives d'applications

En plus des pistes d'amélioration de la méthode, il nous semble intéressant d'identifier les perspectives d'application de la méthode, et ce, même si cette dernière n'est à ce jour pas opérationnelle pour l'ensemble des milieux du fait de l'irrégularité des résultats obtenus. Ces perspectives se situent bien entendu dans l'acquisition d'informations sur les changements urbains.

L'analyse et la cartographie de l'étalement urbain semble être la principale perspective d'application, ceci d'autant plus que les résultats ont montré que la méthode est plus performante dans les zones nouvellement construites qui montrent des densités moins fortes et une plus grande homogénéité des tailles et des formes de bâtiments. Nous avons montré en effet que la méthode donne de très bons résultats dans les zones de lotissements pavillonnaires.

Une autre perspective d'application nous apparaît cependant. Il s'agit de *l'évaluation des dégâts subis par le bâti* dans des cas de catastrophes naturelles. L'actualité de ces derniers mois (Tsunami en Asie du sud est, tremblements de terres, cyclone « Katrina » en Louisiane) a malheureusement montré l'ampleur que peuvent avoir ces destructions et les difficultés qui peuvent apparaître dans la gestion et l'organisation des secours. Face à ces phénomènes, les images THRS apparaissent comme une source d'informations très utile, en particulier pour assister les secouristes. Elles sont d'ailleurs déjà utilisées dans le cadre d'action comme la charte internationale "Espace et Catastrophes Majeures" (SERTIT, 2005).

Les bases même de notre méthode d'identification (utilisation des rapports de variance) laissent envisager une application potentielle dans l'identification des destructions à la suite des catastrophes naturelles. Les destructions de bâtiments engendrent en effet une modification des

variances des images qui peuvent être quantifiées par l'utilisation du DRV. La 5.20 montre deux images Ikonos¹ d'un quartier de Banda Aceh (Sumatra, Indonésie) ayant subi des dégâts à la suite du Tsunami de Décembre 2004. Elles montrent clairement que les destructions provoquent une modification des valeurs de variances.

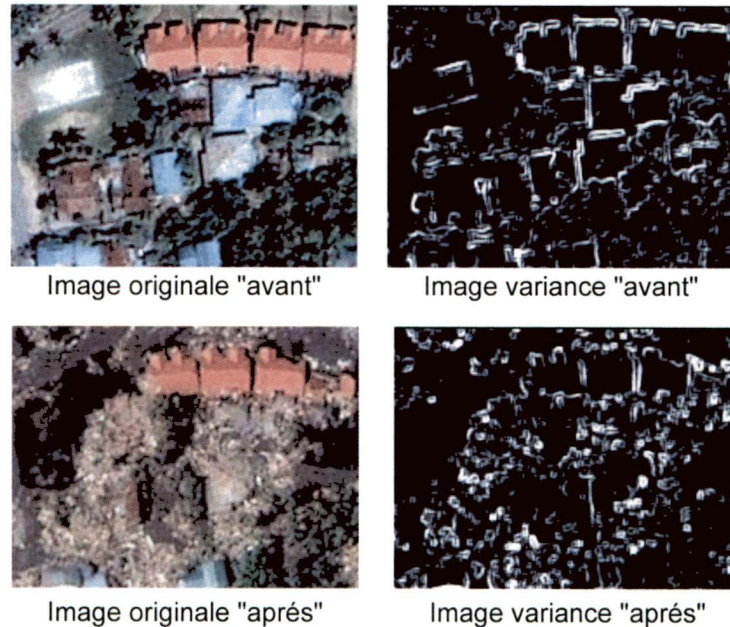


Figure 5.20 - Influence des destructions sur les images de variance

À partir de cette constatation, nous avons calculé les valeurs de DRV pour les deux images. Comme nous ne disposons pas des images originales, les informations sur l'ombre et sur la végétation n'ont pas été utilisées.

¹ Ces images sont des images de démonstration (RVB) « reconstituées » à partir des images originales. Elles ont été librement téléchargées sur le site de la compagnie « digitalglobe » (www.digitalglobe.com).

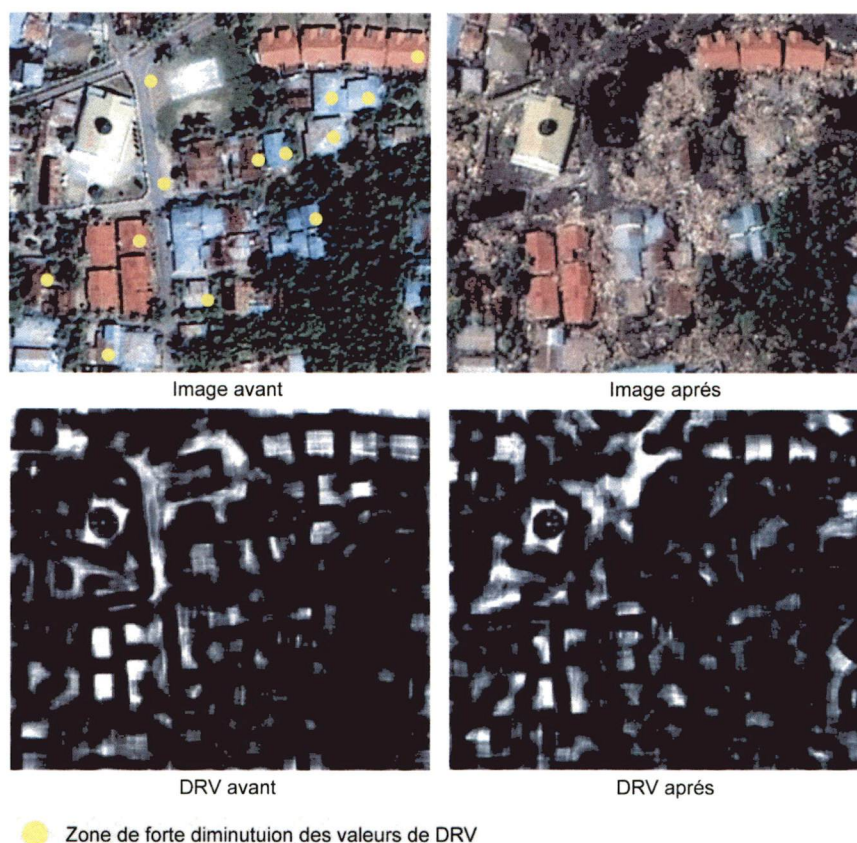


Figure 5.21 - Relation entre diminution des valeurs de DRV et destructions

Nous avons ensuite identifié les zones qui montrent une forte diminution des valeurs de DRV. Il ressort que ces zones correspondent à des bâtiments ou à des routes ayant subi des destructions. Ces résultats confirment le potentiel d'utilisation de la méthode pour l'identification des destructions, ils ne prouvent cependant aucunement son applicabilité réelle.

5.6 Conclusion

Ce chapitre a tout d'abord présenté les résultats sur des extraits d'images représentatifs des différents types de bâtiments présents à Sherbrooke. Les résultats obtenus diffèrent selon les milieux. Il ressort que la méthode est performante pour extraire les bâtiments dans les zones où le bâti est homogène, mais montre des limites dans les zones complexes (centre ville) et/ou pour les bâtiments de grande taille.

L'application à une des images Quickbird de Strasbourg et d'Hanoi a ensuite montré l'adaptabilité de la méthode même si les résultats semblent légèrement inférieurs à ceux obtenus pour les extraits issus de l'image de Sherbrooke.

Une comparaison des objectifs formulés avec les résultats obtenus a montré que la quasi-totalité des objectifs méthodologiques ont été atteints.

Des propositions ont ensuite été faites pour améliorer la détection des bâtiments, qu'il s'agisse de bâtiments spécifiques (identification des grands bâtiments par dégradation de la résolution spatiale) ou des bâtiments en général (affinement de la détection des ombres, diminution des erreurs de commission présent sur les routes, combinaison avec d'autres approches).

Nous avons finalement proposé quelques perspectives d'applications pour notre méthode tels que l'identification des zones nouvellement construites ou encore la détection des bâtiments détruits dans le cas de catastrophes naturelles.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'observation de la Terre par télédétection est une discipline en constante évolution. Elle fait appel à de nombreux champs disciplinaires, comme la physique de la mesure, le traitement d'images numériques, les statistiques, la photogrammétrie. Son objectif est de recueillir, transformer et fournir des données relatives aux différents systèmes naturels ou anthropiques, et ce, sur l'ensemble du globe. Elle offre, de par sa nature même, une vision spécifique de ces phénomènes.

Les avancées technologiques permettent une amélioration rapide des modes d'acquisition et de traitement des données. Elles permettent également d'acquérir de nouveaux types de données (hyperspectrales, lasers...). Les champs d'applications sont très vastes et s'étendent au fur et à mesure des possibilités offertes, mais aussi de « l'ouverture » des différentes disciplines scientifiques sur l'utilisation des données télédétectées.

La géographie a pour objet l'analyse de la répartition spatiale des hommes et des phénomènes. La télédétection fournit des informations spatialisées adaptées à ce champ disciplinaire ce qui explique la connexion croissante entre ces deux disciplines. L'emploi de la télédétection dans les études de géographie urbaine date de l'apparition des photographies aériennes. Il s'est ensuite étendu aux images satellitaires dites de deuxième génération. L'utilisation de la télédétection pour les analyses urbaines a cependant toujours été limitée par des inadéquations entre l'offre de produits et la demande des utilisateurs. Dans le cas des photographies aériennes, les limitations sont liées aux coûts et aux difficultés d'acquisition qui restreignent les possibilités des prises de vues. Dans le cas des images satellites deuxième génération, les limites sont associées à la résolution des images qui ne permet pas une observation précise des milieux urbains.

L'expansion spatiale des villes est devenue un phénomène remarquable qui touche un nombre croissant d'habitants sur l'ensemble du globe et qui génère de plus en plus de problèmes socio-économiques et environnementaux. La demande en information est donc croissante et les enjeux de plus en plus importants.

L'apparition des images satellitaires THRS suscite de fortes attentes pour l'analyse des milieux urbains. Pour les géographes « urbains », ces images apparaissent comme une nouvelle source d'information spatiale qui allie des résolutions spatiales fines à des coûts d'acquisition raisonnables et à des possibilités de revisite. Pour les spécialistes en télédétection, ces images bouleversent les modes d'interprétation classiques en passant de l'interprétation des classes à l'identification des objets. Ce changement de mode d'interprétation a pour principale conséquence de diminuer la signification thématique des signatures spectrales et, par voie de fait, les performances des méthodes de classification basées sur ces mêmes signatures.

La maximisation de l'utilisation des images THRS pour l'analyse des milieux urbains passe donc par le développement de méthodes d'interprétation spécifiques, capables d'identifier les objets urbains.

C'est dans ce contexte général que s'est située notre recherche. Nous avons choisi de l'aborder à la fois sous l'angle de la géographie urbaine et sous l'angle de la télédétection. En ce sens, nous avons tout d'abord analysé les concepts, les méthodes et les outils de la géographie urbaine afin d'identifier les besoins. Cette analyse nous a conduit à cadrer notre recherche dans un objectif général que nous avons défini comme ***l'amélioration de la qualité et de la disponibilité des informations géographiques sur les milieux urbains, à travers l'enrichissement des méthodes actuelles d'extraction d'information à partir d'images satellitaires THRS.*** Le premier chapitre s'est attaché à présenter cette problématique et à cadrer notre recherche dans le champ disciplinaire de la géographie.

Nous avons abordé ensuite la question sous l'angle de la télédétection en analysant le potentiel de ces images pour l'acquisition d'information spatiale sur les milieux urbains. Nous avons basé notre analyse sur les notions de ***qualité et d'interprétabilité d'image***, ce qui nous a conduit à traiter des caractéristiques techniques des images, des perturbations subies puis de la relation entre échelle d'analyse et résolution spatiale. L'objectif était de vérifier la faisabilité de notre projet mais également d'identifier les limites et les problèmes potentiels. Les résultats nous ont conforté dans le choix de notre objectif en confirmant, d'une part, le fort potentiel des images THRS pour l'acquisition d'information sur les objets urbains, et d'autre part, les besoins en méthodes d'interprétation adaptées à ces nouvelles images.

A partir de là, nous nous sommes attachés aux phases préliminaires à l'élaboration de notre méthodologie. Nous avons tout d'abord évalué la qualité géométrique et radiométrique de l'image Ikonos support d'étude afin de valider son utilisation. Une revue des méthodes existantes nous a ensuite permis d'enrichir nos connaissances, mais également d'identifier une limite commune : la délimitation précise des contours de bâtiments. Cette mise en évidence nous a amené à évaluer les performances des méthodes de segmentations dans un objectif d'extraction des bâtiments. Les résultats obtenus nous ont conduit à définir comme objectif méthodologique de développer une méthode qui ***s'affranchisse à la fois de l'utilisation des signatures spectrales et de la reconstruction des formes à partir de primitives extraites.***

Ce double objectif méthodologique a abouti à l'élaboration d'une méthode d'extraction originale basée sur un processus d'identification par « forme imposée ». Ce processus, fondé sur une définition texturale des bâtiments, prend en compte, à l'aide d'un paramètre unique (Discrimination par Rapport de Variance), la variance du bâtiment et de son entourage proche et permet de discriminer les bâtiments des autres types d'occupation du sol. Des informations

additionnelles (présence d'ombre et de végétation) sont intégrées dans le but de diminuer les erreurs de commission.

L'évaluation des résultats a montré la capacité de la méthode à identifier les bâtiments dans les zones pavillonnaires. Elle a montré également certaines limites d'applicabilité, en particulier dans le cas des grands bâtiments et/ou dans les milieux hétérogènes. Des solutions d'amélioration ont été proposées. Des tests effectués sur des images Quickbird de Strasbourg et d'Hanoi ont prouvé l'adaptabilité de la méthode à différents types d'images et de ville. L'analyse des changements périphériques mais aussi l'identification des dégâts causés par des catastrophes naturelles ont finalement été proposés comme perspectives d'applications.

L'objectif de cette recherche était d'enrichir les méthodes actuelles d'extraction d'information à partir d'images THRS. En ce sens, l'apport de notre travail se situe à plusieurs niveaux.

L'évaluation rigoureuse de la qualité de l'image Ikonos de Sherbrooke a tout d'abord confirmé, en accord avec d'autres auteurs, que les images THRS étaient *a priori* adaptées à l'identification des objets urbains.

La mise en évidence d'une limite commune due à l'imprécision de la délimitation des contours des bâtiments a permis de mettre en avant un problème déjà connu, mais pas forcément toujours clairement identifié.

Les résultats obtenus sont impossibles à comparer avec ceux d'autres méthodes. Il apparaît cependant que la méthode est performante pour l'identification des bâtiments dans les zones de bâtis homogènes. Les résultats sont plus faibles dans les cas des bâtiments de grandes tailles et /ou situés dans des milieux complexes, mais les améliorations proposées semblent être capables de combler en partie ces lacunes.

L'applicabilité de la méthode à différents types d'images et à différents types de ville apparaît quant à elle, comme un point fort de la méthode même si la maximisation des résultats nécessite des ajustements de paramètres propres à chaque image.

La méthode offre donc, en plus des résultats actuels, un potentiel d'amélioration qui, associé à sa souplesse d'applicabilité, peut la rendre opérationnelle pour l'identification des bâtiments

Au-delà des résultats obtenus, le principal apport de notre recherche se situe, selon nous, au niveau de ***l'originalité de l'approche proposée***. Cette originalité tient dans les fondements théoriques de notre méthode et constitue une avancée, certes modeste, mais qui offre l'avantage d'ouvrir une nouvelle piste de réflexion.

L'utilisation potentielle de notre approche théorique par d'autres chercheurs, son développement, sa combinaison avec des méthodes existantes ou en devenir est, pour nous, la principale satisfaction à tirer de ce travail.

Si on élargit notre champ de vision à la question globale de l'acquisition d'information spatiale sur les milieux urbains par télédétection, et plus largement encore à la connaissance géographique de ces mêmes milieux, l'apport de notre travail est minime. Nous espérons cependant que les pistes de réflexion proposées seront exploitées dans le futur. Notre recherche contribuerait ainsi, même très modestement, à la construction des connaissances géographiques sur les milieux urbains et, tout aussi modestement, à l'amélioration des conditions de vie des habitants.

RÉFÉRENCE

- Adams, J. and Smith, O. M.** (1989) simple models for complex natural surfaces : a strategy for the hyperspectral era of remote sensing. IGARRSS, 12th Canadian Symposium of Remote Sensing, vol. Vancouver, Canada, p. 16-21.
- Allain, R.** (2004) Morphologie urbaine : géographie, aménagement et architecture de la ville. Collection U, Armand COLIN, Paris, p. 254.
- Alonso, W. A.** (1964) Location and land use toward a general theory of land rent. Cambridge, University Press.
- Amani M., He, D.C., Benie, G. et Beaudry, E.** (2003) Détection des zones d'ombres sur les images de très haute résolution spatiale en milieu urbain : application aux données Ikonos de Sherbrooke. 25^e Symposium canadien sur la télédétection, Montréal.
- An, P., Moon, W. M. and Rencz, A.** (1991) Application of fuzzy set theory integrated mineral exploration. Canadian journal of exploration geophysics, vol. 27, n° 1, p. 1-11.
- Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, J. T. and Witmer, R. E.** (1976) A land use and land cover classification scheme for use with remote sensor data. U.S. Geological Survey Professional Paper, N° 964.
- Antenucci, J. C.** (1995) High resolution space-based imaging: the potential nears. Geo Info. Systems, vol. 5, n° 10, p. 52-55.
- Antoni, J. P.** (2003) Modélisation de la dynamique de l'étalement urbain. Aspects conceptuels et gestionnaires, application à Belfort. Thèse de Doctorat. Université Louis Pasteur, Strasbourg, 452 p.
- Antrop, M.** (2004) Landscape change and the urbanization process in Europe. Landscape and Urban Planning, vol. 67, n° 9, 26 p.
- Aplin, P. and Atkinson, P. M.** (1997) Fine spatial resolution for the next decade. International Journal of Remote Sensing, vol. 18, n° 18, p. 3873-3881.
- Atkinson, P. M. and Aplin, P.** (2004) Spatial variation in land cover and choice of spatial resolution for remote sensing. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, n° 18, p. 3687-3702.
- Badariotti, D.** (2002) La ville et ses changements. Fragments de dynamiques urbaines. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Besançon, 156 p.

Badariotti, D. et Weber, C. (2002) La mobilité résidentielle en ville. Modélisation par automates cellulaires et système multi agents à Bogota. L'espace géographique, vol. 2, p. 97-108.

Bailly, A. et Beguin, H. (1996) Introduction à la géographie humaine. Colin U, 192 p.

Bailly, A., Ferras, R. et Pumain, D. (1992) Encyclopédie de géographie. Economica, Paris, 1132 p.

Bairoch, P. (1985) De Jéricho à Mexico : Ville et économie dans l'histoire. Gallimard, Paris, 706 p.

Bairoch, P. (1999) Villes et développement économique *in* Bailly, A. and Huriot, J.M. Villes et croissance, théorie, modèle, perspectives. Anthropos, p. 9-48.

Ballut, A. et Nguyen, J. P. (1984) Les besoins d'information pour l'aménagement urbain et régional : apport de la télédétection spatiale à la satisfaction de ces besoins. Société Française de photogrammétrie et Télédétection, vol. 93, p. 21-32.

Baltsavias, E. P. (2004) Object extraction and revision by image analysis using existing geodata and knowledge: current status and steps towards operational systems. Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 58, p. 129-151.

Baltsavias, E., Pateraki, M. et Zhang, L. (2001) (a) Radiometric and geometric evaluation of Ikonos Geo images and their use for 3D building modelling. Joint ISPRS workshop "High resolution mapping from space 2001", Hannover, Germany, 19-21 September, 2001

Baltsavias, E. P., Gruen, A. and Van Gool, L. V. (2001) (b) Automatic extraction of man-made object from aerial and space images (III). Balkema, 414 p.

Bannari, A., Morin, D., et He, D-C. (1997) Caractérisation de l'environnement urbain à l'aide des indices de végétation dérivés à partir des données de hautes résolutions spatiales et spectrales. Actes des 6ièmes Journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF/UREF, 2-5 octobre 1995, Liège, p. 47-64.

Bannari, A., Morin, D., Huete, A. R. and Bonn, F. (1995) A review of vegetation indices. Remote sensing reviews, vol. 13, p. 95-120.

Banos, A., Chardonnel, S., Lang, C., Marilleau, N. Thévenin T. (2005) Modéliser et simuler la « fourmilière » urbaine par les systèmes multi-agents. Colloque International de Geomatique et d'Analyse Spatiale, Recherches & Développements. Avignon.

Barnes, K. B., Morgan, J. M., Robrege, C. and Lowe, S. (2002) Sprawl Development: its Pattern, Consequences, and Measurement. <http://chesapeake.towson.edu>.

- Barnsley, J. and Barr, S. L.** (1997) Distinguishing urban land-use categories *in* fine spatial resolution land-cover data using a graph-based, structural pattern recognition system. *Computer, Environment, and Urban Systems*, vol. 21, n° 3/4, p. 209-225
- Barnsley, M. J. and Barr, S. L.** (1996) Inferring Urban Land Use from Satellite Sensor Images Using Kernel-Based Spatial reclassification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 62, n° 8, Londres, p. 949-958.
- Barredo, J. I., Kasanko, M., McCormick, N. and Laval, C.** (2003) Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata. *Landscape and Urban Planning*, vol. 64, p. 145-160.
- Bastié, J. et Dezert, B.** (1991) *La ville*. Masson, Paris, 415 p.
- Batty, M., Xie, Y. and Sun, Z.** (1999) Modelling urban dynamics through GIS-based cellular automata. *Computer, Environment and Urban systems*. vol. 23, p. 205-233.
- Baudot, Y.** (1997) L'influence de la résolution effective des données télédéetectées sur les possibilités d'analyse des milieux urbains complexes, *in* Dubois, J-M. Donnay, J. P. Ozer, A. Boivin, F. and Lavoie, A. Télédétection des milieux urbains et périurbains. Actes des journées scientifiques de Liège, AUPELF-UREF, p. 3-13.
- Baudot, Y.** (2001) geographical analysis of the population of fast-growing cities in the third world *in* Donnay, J-P., Barnsley, M.J. and Longley, P.A., *Remote Sensing and Urban Analysis*. P. A Longley (eds), London, p. 225-240.
- Beauchemin, M. and Thomson, K. P. B.** (1997) The evaluation of segmentation results and the overlapping area matrix. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, n° 18, p. 3895-3899.
- Beaucire, F.** (2000) La forme des villes et le développement durable, *in* *La forme des villes, caractériser l'étalement urbain et réfléchir à de nouvelles modalités d'actions*. Collection du Certu, Lyon, p. 34-40.
- Beaujeu-Garnier, J.** (1995) *Géographie Urbaine*. Colin, Paris, 349. p.
- Ben-Dor, E., Levin, S. and Saaroni, H.** (2001) A spectral recognition of the urban environment using the visible and near-infrared spectral region (0,4-1,1 nm). A case study over Tel-Aviv, Israël. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 22, n° 11, p. 2193-2218.
- Benediktsson, A., Arnason, K. and Peraresi, M.** (2001) The use of morphological profiles in classification of data from urban areas. *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, p. 30-34.

- Bianchin, A. and Bravin, L.** (2003) Land use in urban context from IKONOS image: a case study. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (CD-ROM), Regensburg, Germany.
- Birk, R. J., Stanley, T., Snyder, G. I., Hennig, T. A., Fladeland, M. M. and Policelli, F.** (2003) Government programs for research and operational uses of commercial remote sensing data. Remote Sensing of Environment, vol. 88, p. 3-16.
- Bishop, I. D., Barry, M., McPherson, E., Nascarella, J., Urquhart, K and Escobar, F.** (2002) Meeting the need for GIS skills in developing countries: The case of informal settlements. Transaction in GIS, vol. 6, n° 3, p. 311-326.
- Boardman, J. W.** (1989) Inversion of imaging spectrometry data using singular value decomposition. IGARRSS, 12th Canadian Symposium of Remote Sensing, vol. 4, Vancouver, p. 2069-2072.
- Bonham-Carter, G.** (1994) Fuzzy logic (chap 9) *in* Geographic information systems for geoscientists modelling with GIS. Pergamon, New York, 398 p.
- Bonn, F. (ed)** (1996) Précis de télédétection, Volume 2 - Applications thématiques. Presses de l'Université du Québec/AUPELF, Sainte-Foy, 642 p.
- Bonn, F. et Rochon, G.** (1992) Précis de télédétection, Volume 1 - Principes et méthodes. Presses de l'Université du Québec/AUPELF, Sainte-Foy, 511 p.
- Bonvalet, B. et Dureau, F.** (2000) Les modes d'habiter : des choix sous contraintes *in* Dureau, F., Dupont, V., Lelièvre, E., Lévy J.P. et Lulle, T. Métropoles en mouvement: une comparaison internationale. IRD, Anthropos, Collection ville, Paris, p. 131-153.
- Borsotti, M., Campalli, P. and Schettini, R.** (1998) Quantative evaluation of color image segentation results. Pattern Recognition Letters, vol. 19, p. 741-747.
- Bouchon-Meunier, B.** (1993) La logique floue. Coll. Que sais-je ?, vol. Presse universitaire de France, 128 p.
- Bouchon-Meunier, B. et Marsala, C.** (2003) Logique floue, principes, aide à la décision. Hermes, Paris,
- Brunet, R., Ferras, R. et Théry, H.** (1997) Les mots de la géographie. Reclus, Paris, 470 p.
- Burgess, E. W.** (1925) The grow of the city : an introduction to a research project. The city, vol. Park, RE. and Burgess, E.W.
- Bussière, R.** (1972) Modèle urbain de localisation résidentielle. Annale du CRU, Paris.

Caloz, R. et Collet, C. (2001) Précis de Télédétection. Volume 3. Traitements numériques d'images de télédétection. Presses de l'université du Québec, Sainte Foy, 386 p.

Campbell, J. B. (2002) Introduction to remote sensing. Third edition. Taylor & Francis, London, 620 p.

Cao, C. and Lam, S. N. (1997) Understanding the scale and resolution effect in remote sensing and GIS *in* Quattrochi, D. and Goodchild, M.F. Scale in Remote sensing and GIS., p. 57-72.

Cazabat, C. (1969) L'interprétation des photographies aériennes. Extrait du bulletin d'information IGN, 39 p.

CCT (2005) Centre Canadien de Télédétection. Site Internet (www.ccrs.nrcan.gc.ca)

Cheng, P. and Toutin, T. (2001) Orthorectification and DEM generation from high resolution satellite data. 22nd Asian Conference on Remote Sensing, Singapour, 6 p.

Childe, V.G. (1950) The urban revolution. The Town Planning review, vol. 21, n° 1, p. 3-17.

Choay, F. (1999) De la ville à l'urbain. Propos recueillis par T.Paquot. Urbanisme, vol. 309, p. 6-8.

Clark, A. N. (1985) Longman dictionary of geography, human and physical. Longman, 724 p.

Claval, P. (1981) La logique des villes / essai d'urbanologie. Paris, Litec, 633 p.

Cocquerez, J. P. et Phillips, S. (1995) Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson, Paris, 457 p.

Couclelis, H. (1997) From cellular automata to urban models: new principles for model development and implementation. Environment and Planning B: Planning & Design, vol. 24, p. 165-174.

Cutter, S. L. (2003) GI science, disasters, and emergency management. Transaction in GIS, vol. 7, n° 4, p. 439-445.

Dare, P. M. (2005) Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of Urban Areas. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 71, n° 2, p. 169-177.

Derreau, M. (1987) Géographie urbaine. Armand Collin, Paris, 362 p.

Deryche, P.H. (1992) L'organisation de l'espace des villes *in* Bailly. A., Ferras, R. et Pumain, D. (ed) Encyclopédie de la Géographie. Economica, Paris, p. 665-688.

Deryche, P.H., Huriot, J. M. et Pumain, D. (1996) Penser la ville. Anthropos, Paris, 335 p.

Deshande, K., Shankar, R. Diwan, V. and Lönnroth, K. (2004) Spatial pattern of private health care provision in Ujjain, India: a provider survey processed and analyses with a Geographical Information System. *Health Policy*, vol. 68, n° 2, p. 211-222.

Devaux, N. Fotsing, J. M. et Chéry, J. P. (2005) Extraction automatique d'habitations en milieu rural de PED à partir de données THRS. Colloque de géographie théorique et quantitative, SAGEO 2005, vol. Avignon, 12 p.

Dial, G., Bowen, F., Gerlach, F., Grodecki, J. and Oleszczuk, R. (2003) IKONOS satellite, imagery and products. *Remote Sensing of Environment*, vol. 88, p. 23-26.

Dictionnaire du recensement, (2001), Agence nationale statistique du Canada. Disponible en ligne : www.statcan.ca, 433 p.

Dogan, M. and Kasarda J. D. (1988) *The Metropolis Era. Volume 2. Mega-Cities*. London, n° Sage publication, 338 p.

Donnay, J-P. (1997) Conclusion *in* Télédétection des milieux urbains et périurbains, Actes des 6ièmes Journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF/UREF, 2-5 octobre 1995, Liège (Belgique). AUPELF-UREF, Montréal, p. 357-361.

Donnay, J-P., Barnsley, M. J. and Longley, P. A. (2001) Remote sensing and urban analysis, chap 1 *in* Donnay, J-P., Barnsley, M.J. and Longley, P.A. Remote sensing and urban analysis. P A Longley (eds), London, p. 3-18.

Dubois, J-M., Donnay, J. P., Ozer, A. Boivin, F. et Lavoie, A. (1997) Télédétection des milieux urbains et périurbains, Actes des 6ièmes Journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF/UREF, 2-5 octobre 1995, Liège (Belgique). AUPELF-UREF, Montréal, 361 p.

Dubos-Paillard, T., Guermond, Y. et Langlois, P. (2003) Analyse de l'évolution urbaine par automate cellulaire. Le modèle Spacelle. *L'espace géographique*, vol. 4, p. 357-378.

Durand-Dastès, F. (1992) Les modèles en géographie, *in* Bailly, A., Ferras, R. et Pumain, D., encyclopédie de géographie, economica, p. 311-325.

Dureau F., Barbary, O. Michel, A. et Lortic, B. (1989) Sondages aréolaires sur image satellite pour des enquêtes sociodémographiques en milieu urbain. Manuel de formation. ORSTOM, Paris, 38 p.

Dureau, F., Dupont, V., Lelièvre, E., Levy, J. P. et Lulle, T. (2000) Métropoles en mouvement, une comparaison internationale. IRD *ed*, 656 p.

Dureau, F. et Weber, C. (1995) Télédétection et systèmes d'information urbains. Anthropos, Paris, 379 p.

e-Definiens (2002) e-cognition users guide (www.definiens-imaging.com).

Ehlers, M. (1991) Multisensor image fusion techniques in remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.46, Issue 1, p. 19-30

Ferber, J. (1995). Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective. InterEditions, Paris.

Ferrand N. (2000). Modèles et systèmes multi-agents pour la gestion de l'environnement et des territoires. Colloque SMAGET : Modèles et Systèmes Multi-Agents pour la Gestion de l'Environnement et des Territoires, Clermont-Ferrand, 5-8 octobre 1998, Cemagref Editions, Antony, Coll. Actes de colloque. 466 p.

Fluzat, G., Lopez-Ornelas, E. et Sedes, L. (2005) Génération de descripteurs d'images satellitaires. SAGEO, Avignon, 12 p.

Forrester, J. W. (1979) Dynamiques urbaines. Economica, Paris.

Forster, B. C. (1985) An examination of some problems and solutions in monitoring urban areas from satellites platforms. International Journal of Remote Sensing, vol. 6, n° 1, Syney, Australie, p. 139-151.

Fouchier, V. (1998) La densité urbaine nette : un indicateur d'intensité urbaine, *in* Pumain, D. et Mattei, M.F. Données urbaines, vol. 2. Anthropos, Paris, p. 181-189.

Frankhauser, P. (1994) La fractalité des structures urbaines. Antropos, Paris, 291 p.

Fraser, C. S., Baltsavias, E. and Gruen, A. (2002) Processing of IKONOS imagery for submetre 3D positioning and building extraction. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 56, n° 3, p.177-194.

Fritz, L. W. (1999) High resolution commercial remote sensing satellites and spatial information systems. ISPRS Highlights, vol. 4, 20 p.

Ganas, A., Lagios, E. and Tzanettos, N. (2002) An investigation on the spatial accuracy of the IKONOS 2 orthoimagery within an urban environment. International Journal of Remote Sensing, vol. 23, n° 17, p. 3513-3519.

George, P. et Verger F. (1970) Dictionnaire de la géographie. Presse Universitaire de France, Vendôme, 500 p.

Gérard, A. (2003) Géographie urbaine, support de cours, Ecole d'architecture de Strasbourg.

Gerlach, F. (2000) Characteristics of space imaging's one-meter resolution satellite imagery products. Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 33, Part B1. Amsterdam, p. 128-135

Gilli, F. (2001) Les modèles urbains en économie et géographie. Approche comparée. L'espace géographique, vol. 2, p. 165-178.

Girard, M.C. et Girard, C.M. (1999) Traitement des données de télédétection (livre + 1 cédérom), Dunod, Paris, 544 p.

Godjevac, J. (1999) Idées nettes sur la logique floue. Presses Polytechniques Universitaires Romandes, Lausanne, 113 p.

Grey, W. M. F., Luckman, A. J. and Holland, D. (2003) Mapping urban change in the UK using satellite radar interferometry. Remote Sensing of Environment, vol. 87, n° 1, p. 16-22.

Grand dictionnaire,(2005) Grand dictionnaire terminologique ; www.granddictionnaire.com.

Gruen, A. and Li, H., (1994) Semi-automatic road extraction by dynamic programming, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 30, part 3/1, p. 324-332.

Gruen, A., Baltsavias, E. P. and Henricsson, O. (1997) Automatic extraction of man-made objects from aerial and space images (II). Basel, 395 p.

Guindon, B. (1997) Computer_based aerial image understanding: A review and assessment of its application to planimetric information extraction from very high resolution satellite images. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 23, n° 1, Ottawa, Canada, p. 38-47.

Guindon, B. (2000) A Framework for the development and assessment of object recognition modules for high-resolution satellite Images. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 26, p.1-15.

Haggett, P. (1973) L'analyse spatiale en géographie. Colin, Paris, 390 p.

Haralick, R. M. (1979) Statistical and structural approach to texture. Proceedings of the IEEE, vol. 67, n° 5, p. 786-804.

Harris, C. S. and Ulmann, E.(1945) The nature of the cities. Ann. Am. Acad. Soc., vol. 7, 37

Haverkamp, D. (2004) Automatic building extraction from IKONOS imagery. Proceedings of ASPRS 2004 Conference, Denver, Colorado, 8 p.

He, D-C., Wang, L., Baulu, T., Morin, D. and Bannari, A. (1994) Classification spectrale et texturale des données d'images SPOT en milieu urbain. International Journal of Remote Sensing, vol. 15, p. 2145-2153.

Hemiari, A., He, D-C. et Morin, D. (2004) Nouvelle approche globale de l'extraction de lignes basée sur la transformée de Radon. *Télédétection*, vol. 4, n° 1, p. 19-37.

Herold, M., Robert, D. A., Gardner, M. E. and Dennison, P. E. (2004) Spectrometry for urban area remote sensing - Development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. *Remote Sensing of Environment*, vol. 91, p. 304-319.

Hofmann, P. (2003) Detecting urban features from IKONOS data using an object-oriented approach. *GRSS/ISPRS Joint Workshop Urban 2003*, 13 p.

Hoyt, H. (1939) The structure and growth of residential neighbourhood. *American Cities*, Washington.

Huertas, A. and Neviata, R. (1988) Detecting buildings in aerial images. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 41, p. 131-152

Huang, X. and Jensen, J. (1997) A Machine-learning approach to automated knowledge-base building for remote sensing image analysis with GIS Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 63, n° 10, p. 1185-1194.

INSEE (2005), Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques, site Internet : <http://www.insee.fr>.

Irvin, R. and Mckeown, D. (1989) Methods for exploiting the relationship between buildings and their shadows in aerial imagery. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 19, n° 6, p. 1564-1575.

Jacobsen, K. (2002) Mapping with IKONOS images. *EARSeL, Prag 2002, Geoinformation for European-wide Integration*, Millpress, p. 149-156.

Jaugey, J. P. (1994) La desserte en eau des zones périurbaines. *Villes en développement*, bulletin de la coopération française pour le développement urbain, l'habitat et l'aménagement spatial, 2 p.

Jensen, J. R. (1983) Urban/suburban land use analysis. In R.N. Colwell (editor-in-chief), *Manual of remote sensing*, Second Edition. American Society of Photogrammetry, Falls Church, p. 1571-1666.

Jensen, J. R. (2000) Remote sensing of urban landscape *in* Jensen, J.R. remote sensing of the environment: An earth resource perspective, 1st edition Prentice Hall, New Jersey, p. 406-470.

Karpouzli, E. and Malthus, T. (2003) The empirical line method for the atmospheric correction of IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, n° 5, p. 1143-1150.

Kasanko, M., Barredo, J. I., Lavallo, C. McCormick, N., Demicheli, L., Sagris, V. and Brezger, A. (2005) Are European cities becoming dispersed? A comparative analysis of 15 European urban areas. *Landscape and Urban Planning*, Article in Press, 18 p.

Kawamura, M., Jayamana, S. and Tsujiko, Y. (1996) Relation between social and environmental conditions in Colombo Sri Lanka and the urban index estimated by satellite remote sensing data. *International archive of photogrammetry and remote sensing*, vol. XXXI, part B7 (commission VII), p. 321-326.

Kim, T. and Muller, J. P. (1999) Development of graph-based approach for building detection. *Image and Vision Computing*, vol. 17, n° London, p. 2-14.

Klir, G. J. and Folger, T. A. (1988) *Fuzzy sets, uncertainty, and information*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 355 p.

Kressler, F. K., Bauer, T. B. and Steinnocher, K. T. (2001) Object-oriented per-parcel land use classification of very high resolution Images. *IEEE/ ISPRS joint workshop on remote sensing*, Seibersdorf, Autriche, p. 164-167.

Laptev, I., Mayer, H., Lindeberg, T., Eckstein, W., Steger, C. and Baumgartner, A. (2000): Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes. *Machine Vision and Applications* (12) 1, p. 22-31.

Lawrence, F. (1999) High resolution commercial remote sensing satellites and spatial information systems. *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 4, 20 p.

Leão, S., Bishop, I. and Evans, D. (2004) Spatial-temporal model for demand and allocation of waste landfills in growing urban regions. *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 28, p. 353-385.

Leblon, B., Granberg, H. B. and Charland, S-D. (1996) Shadowing effects on SPOT-HRV and high spectral resolution reflectances in Christmas tree plantations. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, p. 277-289.

Lee, S. D., Shan, J. and Bethel, J. S. (2003) Class-Guided Building Extraction from Ikonos Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 2, 8 p.

Lepetit, B. et Pumain, D. (1993) *Temporalité urbaine*. Anthropos, Paris, 330 p.

Levy, J. (1997) *Métropoles et métropolisation*. Cahiers d'études sur la méditerranée orientale et le monde turco-iranien, vol. 24, 7 p.

Levy, J. (2000) Rendre la ville visible à elle-même *in* La forme des villes, caractériser l'étalement urbain et réfléchir à de nouvelles modalités d'actions. Collection du Certu, Lyon, p. 20-34.

Levy, J. et Lussault, M. (2003) Dictionnaire de la géographie et de l'espace des sociétés. Belin, Paris, 1033 p.

Levy, J. P. et Brun, J. (2000) De l'extension au renouvellement métropolitain : mosaïque sociale et mobilité *in* Dureau, F., Dupont, V., Lelièvre, E., Lévy, J.P. et Lulle, T., Métropoles en mouvement : une comparaison internationale. IRD, anthropos, Collection ville, Paris, p. 229-246.

Lhomme, S, He, D-C. et Morin, D. (2003) Evaluation de la qualité d'une image Ikonos pour l'extraction du bâti en milieu urbain. Télédétection, vol. 3, n° 5, p. 457-466.

Lhomme. S, Weber, C. et He, D-C. (2004) L'extraction du bâti à partir d'images satellitaires T.H.R.S. Revue Internationale de Géomatique, vol. 14, n° 3-4, p. 465-484.

Lin, C. and Neviata, R. (1998) Building detection and description from a single intensity image. Computer Visions and Image Understanding, vol. 72, n° 2, p. 101-121.

Liow, Y. T. and Pavidis, T. (1990) Use of shadows for extracting buildings in aerials images. Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 49, p. 242-277.

Livre Blanc, (1998), L'information géographique française dans la société de l'information. Rapport GNIG AFIGEO 25 p.

Longley, P. A. and Mesev, V. (2000) On the measurement and generalisation of urban form. Environment and planning A., vol. 32, p. 473-488.

Lu, D. and Weng, Q. (2004) Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 70, n° 9, p. 1053-1062.

Lulle, T. et Le Bris, E. (2000) L'action publique à l'épreuve des pratiques *in* Dureau, F., Dupont, V., Lelièvre, E., Lévy, J.P. et Lulle, T. Métropoles en mouvement: une comparaison internationale. IRD, Anthropos, Collection ville, Paris, p. 321-341.

Lummaux, J. C. (1998) Le SIG, un outil de mémoire d'abord. Villes en développement. Bulletin de la coopération française pour le développement urbain, l'habitat et l'aménagement du territoire, vol. 39, 2 p.

Maas, H. G. and Vosselman, G. (1999) Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 54, n° 2-3, p. 153-163.

- Maître, H.** (2002) Le traitement numérique des images. Hermès Sciences, Paris, 366 p.
- Marathé, E.V.** (2001) Modern city form, the problem of urban sprawl. <http://www.regional.niagara.on>.
- Marceau, D. J., Howard, P. J. and Gratton, D. J.** (1994) Remote sensing and the measurement of geophysical entities in a forest environment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 49, n° 2, p. 93-117.
- Mayer, A.M.** (2005) Approche spatio-temporelle de l'organisation socio-résidentielle. Un exemple, l'agglomération de Hambourg. Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur de Strasbourg. En cours.
- Mayer, H.** (1999) Automatic object extraction from aerial imagery - A survey focusing on buildings. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 74, n° 2, Munich, Germany, p. 138-149.
- Meister, G. and Wiemker, R.** (1996) In situ BRDF measurement of selected surface materials to improve analysis of remotely sensed multispectral imagery. *International Archives for Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 31, part B, Commission VII, 6 p.
- Meister, G., Rothkirch, A., Monno, R., Wiemker, R., Bienlein, J. and Spitzer, H.** (1998) BRDF effects in remotely sensed high resolution images of urban areas. *Proceedings of the Joint Workshop of ISPRS WG I/1, I/3 and IV/4*, Hannover, September 1997, Institute for Photogrammetry and Engineering Surveys, University of Hannover, p. 213-221.
- Merlin, P., D'Alfonso, E. et Choay, F.** (1988) Morphologie urbaine et parcellaire. Colloque d'Arc et Senans, 28 et 29 octobre 1985, Presses Universitaires de Vincennes, Saint Denis, 292 p.
- Mesev, V.** (2003) (a) Introduction, *in* Mesev, V. *Remotely Sensed Cities*. Taylor and Francis, London, p. 1-21.
- Mesev, V.** (2003) (b) Urban land use uncertainty. Bayesian approaches to urban image classification *in* Mesev, V. *Remotely sensed cities*. Taylor and Francis, London, p. 207-222.
- Mesev, V.** (1998) The use of census data in urban image classification. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, vol. 64, n° 5, p. 431-438.
- Mesev, V., Gorte, B. and Longley, P. A.** (2001) Modified maximum-likelihood classification algorithms and their application to urban remote sensing. Chap 5 *in* Donnay, J-P., Barnsley, M., Longley, P. A. (eds) *Remote Sensing and Urban Analysis*. Taylor and Francis, London, p. 69-86.
- Metl** (1996) Des données localisées aux systèmes d'information géographique. Conseils aux services. Commission de l'informatique et de la bureautique, 50 p.

- Miesch, C. and Briottet, X.** (2000) Radiative transfer solution for rugged and heterogeneous scene observation. *Applied Optics*, vol. 39, n° 36, p. 6830-6846.
- Miesch, C. and Briottet, X.** (2002) Bidirectional reflectance of a rough anisotropic surface. *International Journal Of Remote Sensing*, vol. 23, n° 15, p. 3107-3114.
- Müller, M. and Segl, K.** (1999) Object recognition based on high spatial resolution panchromatic satellite imagery. Joint Workshop, ISPRS, Hannover, 11 p.
- Neubert, M. and Meinel, G.** (2003) Evaluation of segmentation programs for high resolution remote sensing applications. *Proceedings of the Joint ISPRS/EARSel Workshop "High Resolution Mapping from Space 2003"*, Hannover, Germany, October 6-8, 8 p.
- Pagnutti, M., Ryan, R. E., Kelly, M. Holekamp, K., Zanoni, V., Thome, K. and Schiller, S.** (2003) Radiometric characterization of IKONOS multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, vol. 88, n° 1-2, p. 53-68.
- Pal, N. R. and Pal, S. K.** (1993) A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, vol. 26, n° 9, p. 1277-1294.
- Pan, H.P.** (1994) Two-level global optimization for image segmentation, *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 49, n° 2, p. 21-31.
- Paparoditis, N., Cord, M., Jordan, M. and, and Coquerez, J.P.** (1998) Building detection and reconstruction from mid- and high-resolution aerial imagery. *Computer Vision and Image Understanding* vol. 72, no. 2, p. 122-142.
- Pantazis, D. et Donnay, J. P.** (1996) Conception de S.I.G. : Méthode et formalisme. *Collection Géomatique*, vol. Hermes, Paris, 352 p.
- Paulet, J.P.** (2000) *Géographie urbaine*, Armand Collin, Coll. U, Paris, 2000, 315 p.
- Pelletier, J. et Delfante, C.** (1997) *Villes et urbanisme dans le monde*. Armand Collin, Paris, 200 p.
- Peraresi, M. and Benediktsson, A.** (2001) A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, n° 2, p.309-320.
- Pesaresi, M.** (2000) Texture analysis for urban pattern recognition using fine-resolution panchromatic satellite imagery. *Geographical and Environmental Modelling*, vol. 4, n° 1, p.43-63.

- Petropoulou, C.** (2003) Étude comparée des mutations périurbaines. Structure urbaine et quartiers spontanés à Athènes et à Mexico. Thèse de doctorat. Université Louis Pasteur, Strasbourg. 462 p.
- Phinn, S. Stanford, M. and Scarth, P.** (2002) Monitoring the composition of urban environment based on the vegetation surface-soil (VIS) model by subpixel analysis techniques. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, n° 20, p.4131-4153.
- Poon, J., Fraser, C., Chunsun, Z., Li, Z. and Gruen, A.** (2005) Quality Assessment Of Digital Surface Models Generated From IKONOS Imagery. *The Photogrammetric Record*, vol 20, n° 110, pp. 162-171.
- Pornon, H.** (1992) Les SIG : mise en oeuvre et applications. Hermes, Paris, 172 p.
- Pratt, W. K.** (1991) Digital image processing (2 ed.). John Wiley and Sons, New-York, 698 p.
- Puissant, A.** (2003) Information géographique et image à très haute résolution. Thèse de Doctorat, Laboratoire Image et ville, Université Louis Pasteur de Strasbourg, 445 p.
- Puissant, A. et Weber, C.** (1999) Les Potentialités des images à très haute résolution pour la reconnaissance des composantes urbaines. Actes de la Journée scientifique "Télédétection à THR et analyse d'images", 14 décembre 1999, Montpellier, *in* Actes de la journée, 12 p.
- Puissant, A. and Weber, C.** (2001) The use of image in geographical information market: results of an inquiry on the needs of end-users in urban studies. acte de colloque, 7Th GI & GIS WORKSHOP, EGII – Managing the Mosaic, Potsdam, 13-15 June 2001., vol. Postdam, 23 p.
- Pumain, D.** (1997) Pour une théorie évolutive des villes. *L'espace géographique*, vol. 2, p. 119-134.
- Pumain, D. et Mattei, M. F.** (1998) Données urbaines, vol 2. Anthropos, Paris, coll. 475 p.
- Quattrochi, D. A. and Goodchild M. F.** (1997) Scale in remote sensing and GIS. Lewis Publishers, 406 p.
- Rashed, T., Weeks, J. R., Roberts, D., Rogan, J. and Powell, R.** (2003) Measuring the physical composition of urban morphology using multiple endmember spectral mixture models. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 9, p. 1011-1020.
- Ridd, M. K.** (1995) Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 16, n° 12, p. 2165-2185.
- Robin, M.** (1995) La télédétection. Nathan, Paris, p. 318.

Robinson G.D., Gross H.N. and Schott, J.R. (2000) Evaluation of two applications of spectral mixing models to image fusion, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 71, n° 3, p. 272-281

Roux-Caillebot, P. (2004) Les espaces urbains générateurs de risques technologiques majeurs : vers une gestion territoriale et prospective. *Villes en développement. Bulletin de la coopération française pour le développement urbain, l'habitat et l'aménagement spatial*, vol. 23, 3 p.

Rouxel, F. et Rist, D. (2001) Le développement durable. Approche méthodologique dans les diagnostics territoriaux. *Rapport FNAU. Certu*, 143 p.

Ryan, R., Baldridge, B., Schowengerdt, R. A., Choi, T., Helder, D. L. and Blonski, S. (2003) IKONOS spatial resolution and image interpretability characterization. *Remote Sensing of Environment*, vol. 88, n° 1, p. 37-52.

Sanders, L., Gautier, D. and Mathian, H. (1999) Les concepts de système spatial et de dynamique; un essai de formalisation. *Revue Internationale de Géomatique*, vol. 9, n° 1, p. 25-44.

Sawaya, K. E., Olmanson, L. G., Heinert, N. J., Brezonik, P. L. and Bauer, M. E. (2003) Extending satellite remote sensing to local scales: land and water resource monitoring using high-resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, vol. 88, n° 1-2, p. 144-156.

Schowengerdt, R. A. (1997) *Remote Sensing. Models and methods for image processing* (2nd Ed). Academic Press, London, 522 p.

Segl, K. and Kaufmann, H. (2001) Detection of small object from high-resolution panchromatic satellite imagery based on supervised image segmentation. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, 9 p.

Segl, K., Roessner, S., Heiden, U. and Kaufmann, H. (2003) Fusion of spectral and shape features for identification of urban surface cover types using reflective and thermal hyperspectral data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 58, n° 1, p. 99-112.

SERTIT (2005) Service de traitement d'image et de télédétection, site Internet (sertit.u-strasbg.fr)

Settle, J. J. and Drake, N. A. (1993) Linear mixing and the estimation of ground proportions. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, n° 6, p. 1159-1177.

Shafer, G. (1986) Probability judgement in artificial intelligence, chap 2 in *Explication or critique of current approaches to uncertainty*. p. 127-135.

Shaker, A., Wenzhong, S. and Barakat, H. (2005) Assessment of the rectification accuracy of IKONOS imagery based on two-dimensional models. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, n° 4, p. 719-731.

Shan, J. and Lee, S. (2002) Generalization of building polygons extracted from Ikonos Imagery. ISPRS Commission IV, Ottawa, Canada, 5 p.

Shufelt, J. A. and McKeown, D. (1993) Fusion of monocular cues to detect man-made structures in aerial imagery. Computer vision, graphics and image processing, vol. 57, n° 3, Pittsburg/U.S.A, p. 307-330.

Small, C. (2001) Spectral dimensionality and scale of urban radiance. <http://www.ldeo.columbia.edu>. 13 p.

Small, C. (2003) High spatial resolution spectral mixture analysis of urban reflectance. Remote Sensing of Environment, vol. 88, p. 170-186.

Sohn, G. and Dowman, I. J. (2001) Extraction of buildings from high-resolution satellite data *in* Gruen, A., Baltsavias, E. P. and Henricsson, O. (1997) Automatic extraction of man-made objects from aerial and space images (III). Birkhauser Verlag, Basel, Switerland. p. 345-355.

Soja, E. W. (2000) Postmetropolis. Critical studies of cities and regions. Blackwell, 440 p.

Sowmya, A. and Trinder, J. (2000) Modelling and representation issues in automated feature extraction from aerial and satellite images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 55, p. 34-47.

Steinberg, J. and Husser, J. (1988) La cartographie dynamique applicable à l'aménagement. SEDES, Paris, 132 p.

Stephanov, W. L., Ramsey, M. S. and Christensen, P. R. (2001) Monitoring urban land cover change : a expert system approach to land cover classification of semiarid to arid urban centers. Remote Sensing Of Environment, vol. 77, p. 173-185.

Statistique Canada (2005), Site Internet : www.statcan.ca

Strahler, A. H., Woodcock, C. E. and Smith, J. A. (1986) On the nature of models in remote sensing. Remote Sensing of Environment, vol. 20, p. 121-139.

Sudhira, H. S., Ramachandra, T. V. and Jagadish, K. S. (2003) Urban sprawl pattern recognition and modelling using GIS. Map India Conference, GIS Development, 5 p.

Takashi, N., Guo, T. and Yoshifumi, Y. (2002) Simulated recovery of information in shadow areas on IKONOS image by combing ALS data. GIS development. Proceedings ACRS, 6 p.

Tanaka, S. and Sugimura, T. (2001) A new frontier of remote sensing from IKONOS images. International Journal of Remote Sensing, vol. 22, n° 1, Tokyo, Japan, p. 1-5.

- Tatem, A. J., Lewis, H. G., Atkinson, P. M. and Nixon, M. S.** (2001) Super-resolution mapping of urban scenes from IKONOS imagery using a hopfield neural network. Proc. IGARSS, vol. Southampton, Royaume uni, p. 3203-3205.
- Tatem, A. J., Noor, A. M. and Hay, S. I.** (2005) Assessing the accuracy of satellite derived global and national urban maps in Kenya. Remote Sensing of Environment, vol. 96, n° 1, p 87-97.
- Teeffelen P.B.M. and Van den Berg, S.M. de Jong,** (2001) Urban monitoring: new possibilities of combining high spatial resolution Ikonos Images with Contextual Image Analysis Techniques », Proceedings of the IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Rome. November, 2001, p. 265-269.
- Tian, J., Wang, J. and Shi, P.** (2003) Urban building boundary extraction from Ikonos imagery. 25^e Symposium canadien sur la télédétection, Montréal, 6 p.
- Tong-Tong, J. R.** (1995) La logique floue. Hermes, Paris, 160 p.
- Toutin, T.** (2003) (a) Error tracking in IKONOS. geometric processing using a 3D parametric modelling. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 69, n° 1, p. 43-51.
- Toutin, T.** (2003) (b) Block bundle adjustment of IKONOS images. International. Journal of Remote Sensing vol. 24, n°4, p. 851-857
- Tsai, Y. H.** (2005) Quantifying urban form: compactness versus 'sprawl'. urban studies, vol. 42, n° 1, p. 141-161.
- United Nation** (2005) Department of economic and social affairs population division, www.un.org.
- Vanberge, D et Drogoul, A..** (2002) "Approche multi-agent pour la simulation urbaine". In Actes des journées Cassini.
- Van de Voorde, T., Somers, S. and Canters, F.** (2003) A land-cover post-classification filter based on neural network end-node activation. XXth symposium of ISPRS, vol. Istanbul, Turkey.
- Van Teeffelen, P. and De Jong, S.** Urban monitoring: New possibilities of combining high spatial resolution IKONOS images with contextual images analysis techniques. IEEE/ ISPRS joint workshop on remote sensing, p. 265-331.
- Vincent Tao, C., Hu, Y. and Jiang, W.** (2004) Photogrammetric exploitation of IKONOS imagery for mapping applications. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, n° 14, p. 2833-2853.

Vu, T. T., Matsuoka, M. and Yamazaki, F. (2004) Shadow analysis in assisting damage detection due to earthquakes from Quickbird imagery. XXth ISPRS Congress, 12-23 July Istanbul, Turkey, 4 p.

Weber, C. (1995) Images satellitaires et milieu urbain. Hermes, Paris, 185 p.

Weber, C. (2001) Urban agglomeration delimitation using remote sensing data *in* Donnay, J-P., Barnsley, M.J. and Longley, P.A., Remote sensing and urban analysis. P. A., Longley (eds), London, p. 145-158.

Weber, C. et Hirsch, J. (1997) Processus de croissance et limites urbaines. Photo-Interprétation, vol. 35, n° 1-2, p. 21-35.

Welch, R. (1982) Spatial resolution requirements for urban studies. International Journal of Remote Sensing, vol. 3, n° 2, Georgia/USA, p. 139-146.

Willneff, J., Poon, J. and Fraser, C. S. (2005) Single-image high-resolution satellite data for 3D information extraction. Proceedings of Joint ISPRS Workshop, vol. Hannover, 6 p.

Wilmet, J. (1996) Utilisation du sol urbain et périurbain *in* Bonn, F. Précis de télédétection vol 3 : application. Presse universitaire du Québec, Sainte Foy, 478-532.

Wise, S. (1999) Extracting raster GIS data from scanned thematic maps. Transaction *in* GIS, vol. 3, n° 3, p. 221-237.

Woodcock, C. E. and Strahler, A. H. (1987) The factor scale in remote sensing. Remote Sensing of Environment, vol. 21, p. 311-332.

Wu, C. (2004) Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery. Remote Sensing of Environment, vol. 93, p. 480-492.

Yamada, Y. (2002) Using shadow on the ground cast to orient high resolution satellite image. GIS development, Proceedings ACRS, vol. 4.

Yoon, T., Kim, T., Park, W. and Kim, T. G. (1999) Building segmentation using an active contour model. Joint Workshop of ISPRS WG I/1, I/3 and IV/4 "Sensors and Mapping from space", 5 p.

Zadeh, L. A. (1965) Fuzzy sets, Information et Control. 8, p. 338-353.

Zanoni, V. and Ryan, R. (2002) IKONOS signal-to-noise ratio estimation. High Spatial Resolution Commercial Imagery Workshop, March 25-27, Reston, VA, p. 17-22.

Zeng, Y., Zhang, J., Wang, G. and Lin, Z. (2002) Urban land-use classification using integrated airborne laser scanning data and high resolution multi-spectral satellite imagery. ISPRS Commission I Symposium, 10 to 15 November 2002 in Denver, CO, USA.

Zha, Y., Gao, J. and Ni, S. (2003) Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, n° 24, p. 583-594.

Zhan, Q., Molenaar, M. and Xiao, Y. (2001) Hierarchical object-based image analysis of high-resolution imagery for urban land use classification. *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas Rome*, November, 8 p.

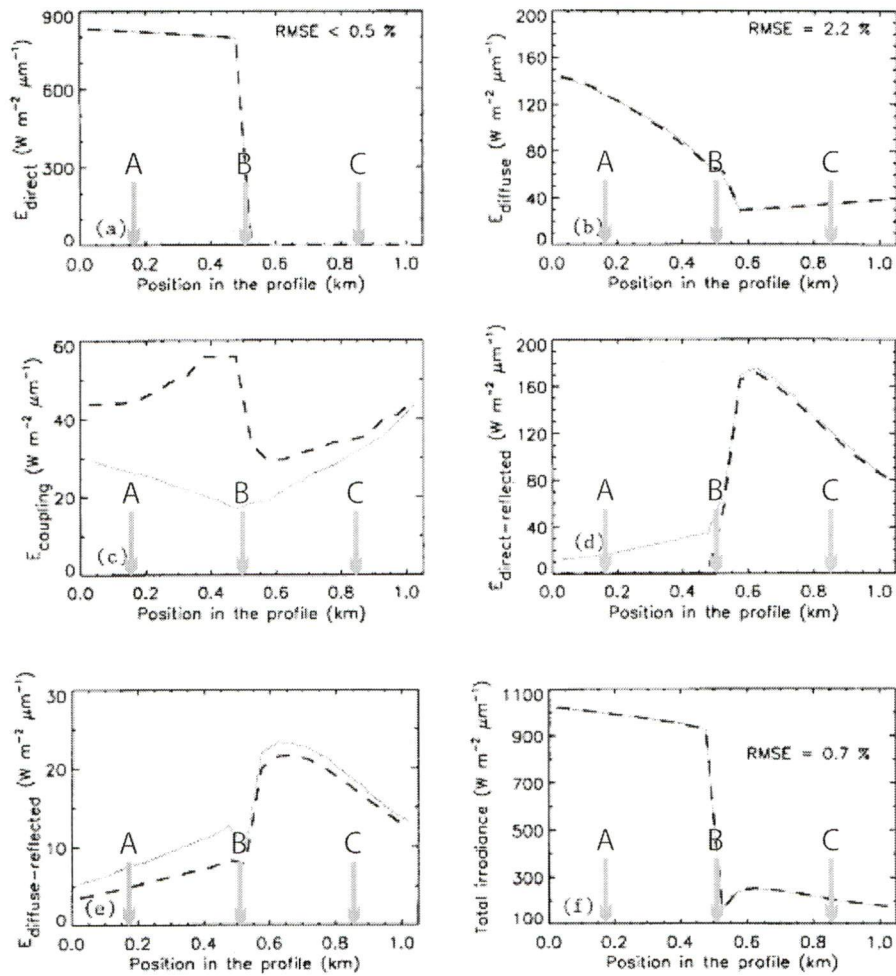
Zhang, J. and Foody, G. M. (1998) A fuzzy classification of sub-urban land cover. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, n° 14, p. 2721-2738.

Zhang, Y. J. (1996) A survey on evaluation methods for image segmentation. *Pattern Recognition*, vol. 29, n° 8, p. 1335-1346.

Zhou, G. and Li, R. (2000) Accuracy evaluation of ground points from IKONOS high-resolution Satellite imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 66, n° 9, p. 1103-1112.

ANNEXES

Annexe 1- Profil des différentes composantes de l'éclairement solaire, modèle vallée étroite (Miesch et Briottet, 2000).



(Les flèches grises indiquent la position des points)

Annexe 2 -Variation de la BRDF pour différents angles zénithaux de visée et différents angles relatifs azimutaux six types de matériaux (Meister and Wiem , 1996).

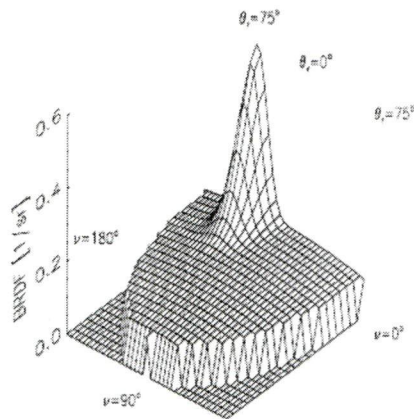


Figure 5: BRDF of the sample 'Sprayed aluminium' at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm

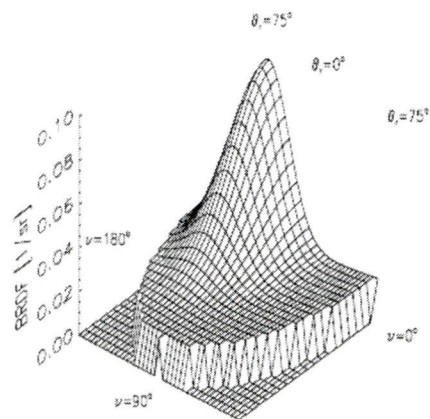
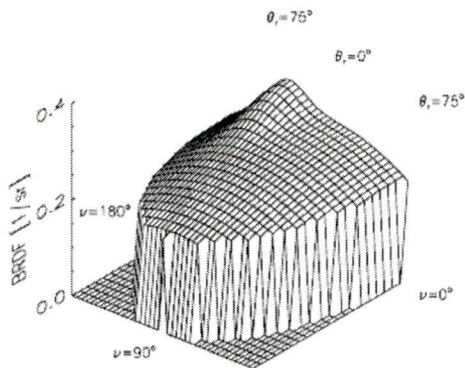
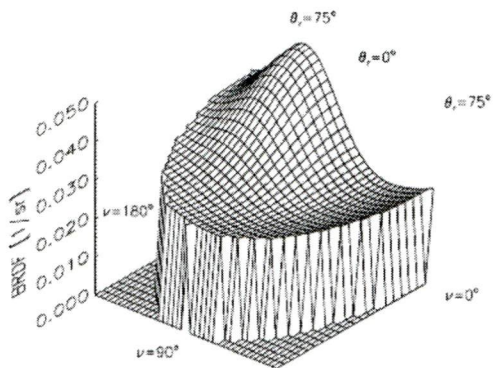


Figure 8: BRDF of the sample 'slate' at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm



BRDF of the sample 'plastic' at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm



BRDF of the 'sprinkled wall paper' panel at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm

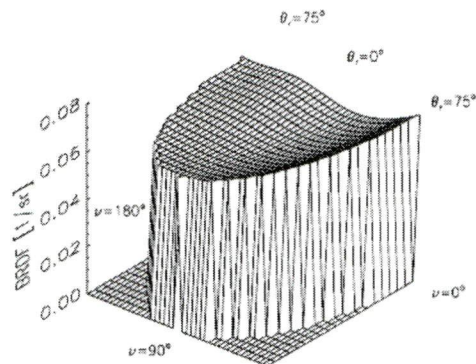


Figure 7: BRDF of the concrete panel at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm

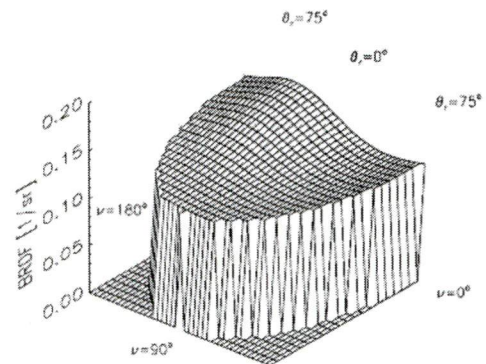


Figure 10: BRDF of the sample 'Roofing tile' at $\theta_i = 25^\circ$ and $\lambda = 850$ nm

Annexe 3- Classification des types d'occupation du sol utilisé pour la création de la librairie spectrale (Jensen, 2000).

Table 1
Land cover classification scheme used for the analysis

Level 1	Level 2	Level 3	Level 4
1. Built up	1.1 Buildings/roofs	1.1.1 Composite shingle roof	1.1.1.1 Black shingle
			1.1.1.2 Blue shingle
			1.1.1.3 Brown shingle
			1.1.1.4 Green shingle
			1.1.1.5 Grey shingle
			1.1.1.6 Mixed shingle
			1.1.1.7 Orange shingle
			1.1.1.8 Red shingle
			1.1.1.9 Tan shingle
			1.1.1.10 White shingle
		1.1.2 Plastic roofs	
		1.1.3 Glass	1.1.3.1 Light Glass
		1.1.4 Gravel roof	1.1.4.1 Gray gravel
			1.1.4.2 Red gravel
		1.1.5 Metal roof	1.1.5.1 Brown metal
			1.1.5.2 Light grey metal
			1.1.5.3 Green metal
		1.1.6 Asphalt roof	1.1.6.1 Light grey asphalt
		1.1.7 Tile roof	1.1.7.1 Red tile
			1.1.7.2 Gray tile
		1.1.8 Tar roof	1.1.8.1 Black tar
			1.1.8.2 Brown tar
	1.1.9 Wood shingle roof	1.1.9.1 Dark wood shingle	
	1.2 Transportation areas	1.2.1 Asphalt roads	1.2.1.1 Light asphalt (old)
			1.2.1.2 Dark asphalt (new)
		1.2.2 Concrete roads	1.2.2.1 Light concrete
			1.2.2.1 Light Gravel
		1.2.3 Gravel roads	1.2.3.1 Light Gravel
		1.2.4 Parking lots	1.2.4.1 Dak Parking lot
		1.2.5 Railroad	1.2.5.1 Railroad tracks
		1.2.6 Walkways	1.2.6.1 Light concrete
			1.2.6.1 Red brick
1.2.7 Street paint		1.2.7.1 White street marks	
	1.2.7.2 Yellow street marks		
	1.2.7.3 Red street marks		
	1.2.7.4 Blue street marks		
	1.2.7.5 Other street marks		
	1.3 Sport infrastructure	1.3.1 Tennis courts	
		1.3.2 Red Tartan	
		1.3.3 Basketball court	
2. Vegetation	2.1 Green vegetation		
	2.2 Non-photosynthetic vegetation (NPV)		
3. Non-urban bare surfaces	3.1 Bare soil		
	3.2 Beach		
	3.3 Bare Rock		
4. Water bodies	4.1 Natural/quasi-natural water bodies		
	4.2 Swimming Pools		

Annexe 4- Extraction des zones d'ombre.



Extrait 3 : bâti collectif grande taille
bande panchromatique



Extrait 3 : bâti collectif grande taille
ombre extraite : 5,99 %



Extrait 4 : bâti collectif taille moyenne
bande panchromatique



Extrait 4 : bâti collectif taille moyenne
ombre extraite : 3,82 %



Extrait 5 : grands pavillonnaires
bande panchromatique



Extrait 5 : grands pavillonnaires
ombre extraite : 10,36 %